

«

»

«

»

004.032.26

-

05.13.23 –

· ,

·

_____ · ·

,

a

, - · ,

.. -

. —

.

05.13.23 — «С

» —

«

», , 2019.

,

.

(), ,

.

,

.

,

,

,

,

,

,

,

,

.

—

,

—

()

.

,

,

:

—

,

,

,

;

—

,

();

—

,

.

—

;

—

;

;

;

.

,

:

1.

,

,

,

,

-

,

-

,

.

,

.

.

2.

(),

,

()

:

,

-

,

,

,

,

,

.

« »

()

,

.

,

« »

.

，
.
，
.

5.

，

()，

，

.

6.

-

，

，

；

：

，

，

，

，

，

，

.

7.

，

，

：

—

，

，

—

，

；

—

，

，

，

—

«

»

；

—

，

«

»

，

，

，

—

,

,

,

,

.

.

,

,

,

sigm_pieewise,

,

,

.

,

.

,

.

—

.

.

8.

,

,

,

,

,

,

,

sigm_pieewise

,

,

,

.

,

,

.

,

.

()

.

,

,

,

,

,

.

,

.

.

,

.

,

.

.

,

,

:

:

,

—

—

.

,

,

.

—

.

.

(

)

.

.

,

.

,

15–

25%

,

.

.

,

.

,

,

:

,

,

,

.

,

,

,

,

:

,

,

, «

».

PIL (Piton Image Library).

,

, :

–

;

;

;

4;

3,

.

,

:

;

;

.

,

6

:

,

,

,

,

,

.

(, : (,)
(, ,).

.

.

,

,

,

.

,

,

.

:

—

,

,

,

(«

» . . .

,

« »)

,

,

,

;

—

—

,

«

—

«

»

,

;

—

—

«

» (.),

;

—

—

« »,

.

,

.

:

,

,

,

,

,

.

1. . . .
- / . . . //
. – .: , – 2012. – 3(33). – . 35–39.
2. Chumachenko O. I. Design of hybrid neuron networks / O. I. Chumachenko
// Electronics and Control Systems, N 2(40) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 68–70.
3. Chumachenko E. I. Traffic control system based on neuron networks / E. I. Chumachenko // Electronics and Control Systems, N 3(41) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 35–40.
4. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFCLASS Neural Network // Electronics and Control Systems, N 3(49) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 79–83.
5. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFPROX Neural Network // Electronics and Control Systems, N 4(50) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 63–66.
6. . . . / . . .
, . . . , . . . // .: « » , – 2013. – 236 c.
7. . . . / . . .
, . . . // .: « » , 2013. – 192 c.

8. . . .
/ . . . , . . . , . . . ,
. . . // : – ∴ , 2005. – 4(6).
– . 121–125.
9. . . .
/ . . . , . . . //
. – ∴ 2008. – 12(32). – . 130–140.
10. . . . « »
/ . . . , . . . //
: 2008. – 13(33). – . 8–20
11. . . . -
– / . . . , . . . //
. – 2008. – 13(33). – . 20–29.
12. . . .
MathLab / . . .
, . . . , . . . //
. – 2009. – 15(35). – . 16–21.
13. . . .
/ . . . ,
. . . // . – 2010. – 17(37). –
. 10–18.
14. . . . ,
/ . . . , . . .
// . – 2010. – 17(37). –
. 18–22.
15. . . .
/ . . . , . . .
// . – 2010. – 17(37). –
. 22–28.

16. . . ,
/ . . , . . //
. – ∴ , 2010. – 4(26). – .156–162.
17. . .
/ . . , . . //
: 2011. – 18(38). – .25–28.
18. . .
/ . . , . . //
. – ∴ , 2011. – 1(27). – .57–65.
19. . .
/ . . , . . //
. – ∴ , – 2011. – 2(28). – .142–148.
20. . . / . .
, . . // . – 2011. – 2. – .94–98.
21. . .
, / . . , . .
, . . // . – ∴ , – 2011. –
3(29). – .116–119.
22. . .
/ . . , . . , . . //
. – ∴ , – 2011. – 4(30). – .127–134.
23. . .
/ . . , . . , . . //
: . . . – ∴
, 2012. – .4. – .214–223.
24. . .
/ . . , . . //
. – ∴ – , – 2012. – 1(31). – .113–119.
25. . .
/ . . , . . // . – ∴ – 2012. – 2.
– .57–65.

26. . . - / . . ,
 . . // . - .: , – 2012. – 2(32). –
. 14–20.
27. . . . / . .
 , . . // . – 2012. – 2. – . 23–31.
28. . .
 / . . , . . // . – 2012. –
3. – . 37–42.
29. . .
 / . . , . . //
. – .: – 2012. – 20(40). – C. 24–31.
30. . . -
 / . . , . . , . . //
. – 2012. – . 167. – . 25–32.

31. Sineglazov V. An Algorithm for solving the problem of forecasting / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk / Aviation. Latvia: vol. 17, Issue 1, pp. 9–13, 2013.

32. . .
 / . . , . . //
. – .: , – 2013. – 4(38). – C. 135–141.

33. Chumachenko E. I. Building a system of simulation modeling for spatially-distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113.

34. Sineglazov V. Using mixture of experts approach to solve the forecasting task / V. Sineglazov, O. Chumachenko, V. Gorbatiuk // Aviation. Latvia: vol. 18, Issue 3, pp. 129–133, 2014.

35. Sineglazov V. A method for building a forecasting model with dynamic weights / V. Sineglazov, O. Chumachenko, V. Gorbatiuk // -
. – 2014. – 2(4). – . 4–8.

36. Chumachenko E. I. Features of hybrid neural networks use with input data of different types / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // Electronics and Control Systems, N 4(42) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 91–97.

37. Chumachenko E. I. Using ANFIS and NEFCLASS neur l networks in classification problems / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // Electronics and Control Systems, N 1(43) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 93–98.

38. Chumachenko . I. Fire monitoring intellectual information system / . I. Chumachenko, V. L. Kupriyanchyk // Electronics and Control Systems, N 2(44) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 81–84.

39. Chumachenko O. I., Kryvenko I. V. Neural networks module learning // Electronics and Control Systems, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80.

40. . . . / . . . , . . . // . : . – 1 (76). – 2016. – C. 101–107.

41. . . . / . . . , . . . // . – 2016. – 3. – C. 78–82.

42. . . . / . . . , . . . // . : . – 3 (78). – 2016. – C. 114–118.

43. Chumachenko . I. Intelligent Mobile Information System for Underground / E. I. Chumachenko, I. V. Roshinsky // Electronics and Control Systems, N 1(51) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 88–92.

44. Chumachenko . I. Soft Clustering Algorithm Based on Separating Hypersurfaces / O. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // Electronics and Control Systems, N 2(52) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 11–15.

45. Chumachenko . I. Structural-Parametric Synthesis of Hybrid Neural Networks Ensembles / O. I. Chumachenko, A. T. Kot // Electronics and Control Systems, N 4(54) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 81–88.

46. Sineglazov V. "Forecasting Aircraft Miles Flown Time Series Using a Deep Learning-Based Hybrid Approach" / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk // *Aviation*, Vol. 22, May 2018, pp. 6-12, doi:10.3846/aviation.2018.2048.

47. Sineglazov V. "Procedura prognozowania ceny akcji przedsi biorstwa" / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk // XVIII International Scientific Conference Corporate Governance - Theory and practice, June 2018, 101–102.

48. Chumachenko O. I. Algorithm of Pruning of Hybrid Neural Networks Ensemble / O. I. Chumachenko, A. O. Kuzmenko // *Electronics and Control Systems*, N 1(55) – Kyiv: NAU, 2018. – pp. 53–56. DOI: 10.18372/1990-5548. 55. 12772

:

1. . . .
 - / .
 . // -
 « , » . – - –
 , (15 – 20 2017 .). – С. 282 – 286.

2. . . .
 / . . , . . //
 « -2011» 15-21 2011. – .: – 2011. – . 22.40–22.43.

3. . . . / . .
 , . . , . . //
 « -2011» 15-21 2011. – .: – 2011. – . 22.56–22.59.

4. Sineglazov V. Training radial-basis neural network for the problems of diagnosis solution / V. Sineglazov, E. Chumachenko, Levitsky O. // *Proceedings, the fifth world congress «Aviation in the -st Century», safety in aviation and space technologies. vol.2, September 25-27 2012, Kiev, Ukraine*, pp. 3.5.43–3.5.48.

5. Sineglazov V. One approach for the forecasting task / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // *Proceedings, the fifth world congress «Aviation in the -st Century», safety in aviation and space technologies. – vol.2, September 25-27 2012, Kyiv, Ukraine. – p. 3.5.49–3.5.53.*

6. . . . /

. . . . // Intellectual system for decision making and problems of computational intelligence. ISDMC 2012 Congrece proceeding, May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine, pp. 423–425.

7. Chumachenko E. The algorithm training radial-basis networks based on particle swarm algorithm / E. Chumachenko, . Levitskiy // Intellectual system for decision making and problems of computational intelligence. ISDMC 2012 Congrece proceeding, May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine, – pp. 425–427.

8. Chumachenko E. Method for predicting a failure risk of the UAV navigation system / E. Chumachenko, S. Gorbaturuk / The 2-nd International Conference, Method and system of Proceedings October, 9-12, 2012, Kyiv, Ukraine, – pp. 63–65.

9. Sineglazov V. Applying Different Neural Network's Topo-logies to the Forecasting Task / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // 4th International Conference in Inductive Modelling ICIM', 2013, – . 217–220.

10. . . . / . . . , . . .

, . . . // « - 2013» 21-23 2013. .: – 2013. – . 21.31–21.34.

11. . . . / . . . , . . . , . . . , . . . //

« -2013» 21-23 2013. .: – 2013. – . 21.73–21.76.

12. Chumachenko E. I. Forecasting the Demand for UAV Using Different Neural Networks Topology / E. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine. pp. 62–64.

13. Chumachenko E. I. Image Processing UAV / E. I. Chumachenko, A. V. Gilevoy // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine, pp. 75–76.

14. Kemeniash Yu. M. An intelligence image processing system / Yu. M. Kemeniash, E. I. Chumachenko // Proceedings, the sixth world congress «Aviation in the 21st Century», safety in aviation and space technologies. September 23-25 2014, Kiev, Ukraine. Vol. 2, – pp. 3.5.43–3.5.48.

15. Sineglazov V. Information technologies of computer aided design systems based on dynamic data integration and simulation procedures / V. Sineglazov, E. Chumachenko, A. Godny // 2nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. Odessa, TES, Ukraine. (August 21–26, 2016). – Odessa: TES. – 2016. – pp. 9–10.

16. Sineglazov V. Information technologies of computer aided design systems based on dynamic data integration and simulation procedures / V. Sineglazov, E. Chumachenko, A. Godny // 2nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. Odessa, TES, Ukraine. (August 21–26, 2016). – Odessa: TES. – 2016. – pp. 9–10.

17. Sineglazov V. Information technologies of computer aided design systems based on dynamic data integration and simulation procedures / V. Sineglazov, E. Chumachenko, A. Godny // 2nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. Odessa, TES, Ukraine. (August 21–26, 2016). – Odessa: TES. – 2016. – pp. 9–10.

18. Sineglazov V. Information technologies of computer aided design systems based on dynamic data integration and simulation procedures / V. Sineglazov, E. Chumachenko, A. Godny // 2nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. Odessa, TES, Ukraine. (August 21–26, 2016). – Odessa: TES. – 2016. – pp. 9–10.

19. Sineglazov V. Information technologies of computer aided design systems based on dynamic data integration and simulation procedures / V. Sineglazov, E. Chumachenko, A. Godny // 2nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. Odessa, TES, Ukraine. (August 21–26, 2016). – Odessa: TES. – 2016. – pp. 9–10.

20. . . Deep Learning Classifier Based on NEFCLASS and NEFPROX Neural Networks / . . , . . // - « , » . – - – , (15 – 20 2017 .). – C. 278 – 281.
21. . . / . . , . . , . // IV - « » (, 16-18 , 2017). – C. 142 – 143.
22. . . / . . , . . // « -2017» 19-21 2017. – .: – 2017.
23. Sineglazov V. M. Intellectual System of Optimal Evacuation Route Searching / V. Sineglazov, O. I. Chumachenko, I. V. Krivenko // XXIV International Conference on Automated Control “Automation 2017”. Kyiv, Ukraine, of Proceedings (September 13–15, 2017). – Kyiv. – 2017.
24. Sineglazov V. . A New Approach in Cluster Analysis / V.M. Sineglazov, O.I. Chumachenko, V.S. Gorbatiuk // The 4-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings, October, 17-19, 2017, Kyiv, Ukraine, pp. 223–226.

ABSTRACT

Chumachenko . I. Structural-parametric synthesis of hybrid neural networks. – Manuscript.

The thesis maintaining the doctor degree of engineering science on speciality 05.13.23 – “Systems and means of artificial intelligence”. – National technical university of Ukraine “Ihor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv, 2019.

The necessity of the development of integrated, hybrid systems based on deep learning is substantiated. Such systems consist of various elements (components), united in the interests of achieving objectives set. Integration and hybridization of

various methods and technologies allows solving complex problems that can not be solved on the basis of some particular methods or technologies. Integration as the fundamental property of a complex system, which is closely related to its integrity, involves not just the unification, but also the mutual adaptation and consistent evolution of its components, that ensures the emergence of new qualities that are not specific to its components separately.

In the thesis the actual scientific-applied problem, which has the important scientific and practical importance, is solved and it consists in the development of methods and algorithms for solving the problem of structural-parametric synthesis of deep learning hybrid neural networks (HNN).

It is shown that the main problems of synthesis of HNN, at present, are:

- absence of formal methods for choosing the type of NN, adequate for the class of tasks to be solved;
- insufficient work on the issues of automatic formation of the topology of NN, which does not allow to create NN of high accuracy and minimum complexity (minimum computational costs);
- insufficient grounds for choosing optimization methods in the training procedure of NN, which leads to significant errors.

In the course of the thesis work the methodology of structural-parametric synthesis of HNN; method of structural-parametric synthesis of modules of HNN; algorithm of structural-parametric synthesis of ensemble of modules of HNN; algorithm of structural-parametric synthesis of HNN of deep learning; methods of prediction based on the use of HNN of deep learning is developed.

The main results of thesis consist in:

1. A new methodology for the synthesis of HNN is developed, which is differed by the fact that in the first stage the optimal base neural network is selected; in the second stage, as a result of solving the multicriteria optimization problem, it is modified; in the third stage, the problem of structural-parametric synthesis of modules is considered at the fourth stage the problem of structural and parametric synthesis of the ensemble is solved, which allows to improve the accuracy of the systems operation in

their minimal complexity. The problem of optimal choice of BNN topology is solved by using the method of selection. Numerous examples of optimal choice of BNN are given in the work.

2. A new method for modifying the basic neural network (BNN) is developed, which in opposite to the known ones, in order to increase the efficiency of the problem solution (increase of accuracy and decrease the complexity of the BNN), the parameters adjustment is carried out in two stages: at the first stage a hybrid multicriteria evolutionary algorithm is used, and at the second one – for more accurate determination of neurons number in the hidden layers, an adaptive algorithm of constructing and pruning is applied, the weight coefficients are specified by the gradient descent method. It is proved that evolutionary algorithms are not well adapted for solving problems with constraints and require some modification taking into account the specifics of the conditional optimization problem. To eliminate the identified shortcomings of genetic algorithms, it is proposed to "treat" (refine) non-motivated points obtained after stopping the genetic algorithm. Due to the fact, that solutions in genetic algorithms are presented as a vector, consist of zeros and units, for the 'treatment' of uncommitted points, it is very convenient to use the Pareto local search algorithms in space of Boolean variables. To solve conditional multi-criteria optimization tasks, it is proposed to use a hybrid genetic algorithm (HGA). It is shown in this paper that the HGA is on the one hand sufficiently time consuming, requires the setting of certain parameters by the user, the determination of the set of suboptimal control parameters, so that the evolutionary process can balance the search and use in the case of finding solutions of good quality (for example, if the speed the crossover and the mutations selected are too high, a significant part of the search space will be investigated, but there is a high probability of good solutions loss, the inability to use existing solutions), to detect inability during learning neural networks with high probability to find the exact value of the extremum, on the other hand, makes it possible to localize the region of existence of global extremum.

3. A new method of HNN module structural-parametric synthesis problem solution is developed, which in opposite to the known ones the module includes BNN

and bidirectional associative memory, and its training is carried out in two stages: at the first one – bidirectional associative memory is learnt, and at the second one – the BNN is learnt, that allows to improve the accuracy of the neural network.

4. Based on the analysis carried out, in this work, it is proposed to synthesize the hybrid topology in the form of a parallel ensemble of NN modules with a layer of association. As a procedure for building an ensemble, the use of bagging, which has advantages over others, is substantiated. In order to construct the ensemble an algorithm for determining the individual contribution of each module was developed based on the use of criteria of accuracy and diversity. Ensuring diversity is achieved by studying the elements of the ensemble on different sets of data that can be obtained through the use of the bootstrap method. One of the problems of ensemble approaches is that their use leads to the creation of unreasonably large ensembles, which requires a significant amount of memory to store trained modules and reduce the response time for prediction. To optimize the size of the ensemble, an algorithm for simplification was developed with the help of the complementary value method, which also takes into account the interaction of the classifiers with each other. The weigh coefficients of the association of modules in the ensemble were determined on the basis of the use of the method of dynamic averaging. The given means allow to increase the accuracy of the solution of the problem with the minimum complexity of the ensemble.

5. A new hybrid algorithm of deep learning neural network topology formation has been developed, which in opposite to the known ones the parameters of the main network are determined by the sequential execution of each search iteration sequentially with each of the basic algorithms (swarm particles and genetic), the comparison of the found results and the use of the best found solutions of each algorithm, that allows to increase the accuracy and speed of network work under minimal complexity.

6. The methodology of images processing on the basis of convolution neural networks and deep learning classifiers for non-formalized descriptors detecting is improved, which in opposite to the known ones are determined: the optimal parameters of convolution neural networks with help of genetic algorithm; the training sample is formed as a result of system approach which includes: removal of noise in the image,

image segmentation, selection of borders in the picture, formalization of the object descriptor, classification of the descriptor, which makes it possible to increase the accuracy of recognition.

7. The problems that arise when solving prediction problems of time series with a large number of input variables are determined, namely:

- due to the increase in the number of parameters that need to be adjusted, the learning process can take quite a long time, making it practically impossible to apply the hidden number layer neuron counting approach to find the optimal network structure, as the full-fledged process may take too much time;

- it is not known in advance which input variables actually carry information useful for forecasting the target variable, and which can be ignored - and the number of "extra" variables can be very large;

- in certain tasks it is necessary to obtain a model with a limited number of parameters, since there is some limit on the size of the model in the memory of the prediction device, or the time taken to obtain a prediction for the model being learned - it is obvious that with increasing the number of parameters of the model increases as the number of memory units needed to reproduce this model and the time it takes to get a prediction when using this model.

To solve all these problems, an algorithm of group method of data handling (GMDH) has been applied.

The hybrid method of solving forecasting problems is developed, which is distinguished by the fact that it implements deep learning based on the use of a single-layer network with neurons of the type `sigm_pieewise`, constructed using the GMDH method, with the subsequent learning of the entire network as a whole by the method of reverse error propagation in order to find the global extremum, which increases the accuracy of prediction.

To improve the prediction quality, is used a combination of estimates obtained with different models. The term "consolidation" means a weighted sum of estimates obtained using a generated set of models. Weights are determined using the external criterion of optimality of models - dispersion on the exam sample. A set of models is

obtained by overviewing the options for partitioning the output sample into a sub-set and by overcoming various forecasting methods.

8. The regularization prediction method is developed which in opposite to the known ones, it can be used in the case of heterogeneity of data and is based on the use of a soft clustering algorithm, in which as a surface model, separating clusters, it is used single layer NN with *sigm_pieewise* neurons and local neural networks, one for each cluster whose training are carried out only on examples from one cluster, that increases the accuracy of prediction.

The task of constructing an automated road traffic control system, which is solved in work using artificial neural networks, is considered.

For the neural network, the incoming information is sent directly to the inputs in the form of data about the number of cars standing before the intersection or moving from the adjacent intersection.

System of coordination of work (SCW) of neural networks is a computing complex of high power. The task of SCR NN includes collecting information about the number of machines at the intersections in each direction, information about the flow of traffic between the intersections, the duration of the traffic signal, information on the state of each neural network and, based on the information collected, corrects the parameters of each neural network. Block NN is a computing complex that implements a neural network. On the basis of traffic flow information at the intersection and data of the SCW of the neural network there is a constant training of the NN. In order to collect information on the state of the flow of transport, it is proposed to use sensors that register the number of machines.

Using such a scheme of interaction allows you to take into account the changes in the traffic flow that comes to every intersection.

Adaptive system of coordination has been developed for realization of the task of traffic control. The architecture of the system is based on the decomposition of evaluation and management tasks at two hierarchical levels, which allows the system to be divided into logical subsystems with different responsibilities:

- local control of the crossroads;

– coordination of network crossroads.

The level of network coordination of the intersection is a computing center that receives traffic flow information, as well as current values of control parameters from each intersection. At this level, finding the most loaded areas and the intersection - the basic ones. The basic length of the traffic light cycle is determined.

With the help of a neural network (separate for each intersection), the forecasting of loading for the next cycle is carried out.

The system receives and aggregates detailed data on the values of the traffic parameters.

For each crossroads of the coordination zone at the upper level, there is a control influence, which allows predicting the loading of the intersection for the next cycle.

During the simulation, it was found that the proposed adaptive control system allows to reduce vehicle delays by 15–25% depending on the intensity and characteristics of traffic flows, which allows to confirm the relevance of this campaign to the task of increasing the efficiency of traffic management.

The questions of construction of intelligent diagnostic systems in medicine are considered. In this case, the neural network should process data belonging to different classes.

In order to handle the ultrasound images, a convolutional neural network is used, the results of which are the selection of abnormal regions. According to the structural scheme of the intellectual diagnostic system after the selection of abnormal areas, it is estimated their parameters, namely: the type of umbilicus of the tumor, the inclusion, the structure of the tumor, the size and echogenicity of the tumor. The type of rim, the structure of neoplasms and the presence of inclusions are determined by constructing the auto-correlation functions of fragments of an abnormal region, followed by a comparison with reference correlation functions that correspond to the possible types of these parameters, for example, for inclusions such variants: no, point inclusions, linear inclusions, "tail comets ". Echogenicity of tumors is determined by using the PIL library (Piton Image Library).

Additional factors used as inputs to the decision-support subsystem are: cancer-embryonic antigen of the CEA; thyroid hormone level; TTG level; T4 level; T3 level, results of general-purpose analyzes. Fuzzy input data to be taken into account when diagnosing is: solid consistency of the host; Caprice and vileness of the voice; irradiation of the neck and head in history.

The support decision support subsystem is implemented on the basis of a fuzzy logical conclusion, which is based on the implementation of 6 stages: the formation of the rules of logical conclusion, the fuzzification of input variables, the aggregation of conditions, the activation of substitutions, accumulation of conclusions, defuzzification.

The developed system of fuzzy conclusion allows to determine the types of thyroid cancer, namely: benign (follicular adenoma, etc.) and malignant (follicular carcinoma, papillary carcinoma, medullary carcinoma, etc.).

The construction of information systems of fire surveillance is considered. The algorithm of determination of forces and means for the purpose of the fastest fire suppression based on the use of artificial neural networks is developed.

At the same time, based on the coordinates of the detected fire detectors, its category, available types of special means by means of ANN, the sub-optimal composition of the forces and means necessary to extinguish it is determined.

The algorithm of calculation of suboptimal evacuation routes is proposed, based on the formalized representation of all possible ways of evacuation in the form of graphs and the use of the hybrid neural network, which determines the suboptimal path according to the criterion of minimum exit time.

The following practical results are obtained:

- methods and algorithms of ultrasound, CT, MRT images processing used in medical diagnostic systems (V. P. Komysarenko Research Institute of Endocrinology and Metabolism, Ameda Clinic) were developed for problems solution of diagnosing malignant tumors of the thyroid gland, diseases liver, that allowed to significantly increase the percentage of establishment of proper medical diagnoses and thereby increase the percentage of patients recovery;

– methods and algorithms of HNNs structural-parametric synthesis the problems solution of classification and forecasting of fire spread in the company "Scientific and Technical Center" Security Systems "for software complex creation of the fire information monitoring system of the Ministry of Emergency Situations of Ukraine, which allowed to reduce time of extinguishing fires and reducing possible losses;

– methods and algorithms of HNNs structural-parametric synthesis for software complex creation of the of automated traffic control system in the company "Communal Enterprise Kyivdorservice" (Kyiv) have been developed, which allowed to increase the average speed of transport of traffic by city roads and to avoid traffic congestion;

– methods and algorithms of HNNs structural-parametric synthesis for software complex creation of diagnostics intelligent system of rolling stock in Communal Enterprise "Kyivpastrans" have been developed, which allowed to shorten the time of detection of complex defects.

The results obtained in the framework of the dissertation can be used during the development, operation and maintenance of technical design systems.

Keywords: hybrid neural networks, artificial intelligence systems, image processing, systems of medical and technical diagnostics, automated traffic control systems, information fire systems.

List of publisher publications

1.
- / //

. – .: , – 2012. – 3(33). – . 35–39.

2. Chumachenko O. I. Design of hybrid neuron networks / O. I. Chumachenko // Electronics and Control Systems, N 2(40) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 68–70.

3. Chumachenko E. I. Traffic control system based on neuron networks / E. I. Chumachenko // Electronics and Control Systems, N 3(41) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 35–40.

4. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFCLASS Neural Network // Electronics and Control Systems, N 3(49) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 79–83.

5. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFPROX Neural Network // Electronics and Control Systems, N 4(50) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 63–66.

6. . . . / . . .
 , . . . , . . . // .: « », – 2013. –
 236 с.

7. . . . / . . .
 , . . . // .: « », 2013. – 192 с.

8. . . .
 / . . . , . . . , . . . ,
 . . . // : – .: , 2005. – 4(6).
 – . 121–125.

9. . . .
 / . . . , . . . //
 . – .: 2008. – 12(32). – . 130–140.

10. . . . « »
 / . . . , . . . //
 : 2008. – 13(33). – . 8–20

11. . . . -
 – / . . . , . . . //
 . – 2008. – 13(33). – . 20–29.

12. . . .
 MathLab / . . .
 , . . . , . . . //
 . – 2009. – 15(35). – . 16–21.

13. . . .
 / . . . ,
 . . . // . – 2010. – 17(37). –
 . 10–18.

14. . . .
 / . . . , . . . , . . .

- // . – 2010. – 17(37). –
 . 18–22.
 15. . . . / . . . , . . .
 // . – 2010. – 17(37). –
 . 22–28.
 16. . . . ,
 / . . . , . . . //
 . – ∴ , 2010. – 4(26). – .156–162.
 17. . . . / . . . , . . . //
 : 2011. – 18(38). – .25–28.
 18. . . . / . . . , . . . //
 . – ∴ , 2011. – 1(27). – .57–65.
 19. . . . / . . . , . . . //
 . – ∴ , – 2011. – 2(28). – .142–148.
 20. . . . / . . .
 , . . . // . – 2011. – 2. – .94–98.
 21. . . . / . . . , . . .
 , . . . // . – ∴ , – 2011. –
 3(29). – .116–119.
 22. . . . / . . . , . . . , . . . //
 . – ∴ , – 2011. – 4(30). – .127–134.
 23. . . . / . . . , . . . , . . . //

- : . . . – ∴
- , 2012. – . 4. – . 214–223.
24. . .
/ . . , . . //
- . – ∴ – , – 2012. – 1(31). – . 113–119.
25. . .
/ . . , . . // . – ∴ – 2012. – 2.
– . 57–65.
26. . . - / . . , . .
// . – ∴ , – 2012. – 2(32). – .
14–20.
27. . . . / . .
, . . // . – 2012. – 2. – . 23–31.
28. . .
/ . . , . . // . – 2012. –
3. – . 37–42.
29. . .
/ . . , . . //
. – ∴ – 2012. – 20(40). – C. 24–31.
30. . . -
/ . . , . . , . . //
. – 2012. – . 167. – . 25–32.
31. Sineglazov V. An Algorithm for solving the problem of forecasting / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk / Aviation. Latvia: vol. 17, Issue 1, pp. 9–13, 2013.
32. . .
/ . . , . . //
. – ∴ , – 2013. – 4(38). – C. 135–141.

33. Chumachenko E. I. Building a system of simulation modeling for spatially-distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113.

34. Sineglazov V. Using mixture of experts approach to solve the forecasting task / V. Sineglazov, O. Chumachenko, V. Gorbatiuk // Aviation. Latvia: vol. 18, Issue 3, pp. 129–133, 2014.

35. Sineglazov V. A method for building a forecasting model with dynamic weights / V. Sineglazov, O. Chumachenko, V. Gorbatiuk // - . – 2014. – 2(4). – . 4–8.

36. Chumachenko E. I. Features of hybrid neural networks use with input data of different types / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // Electronics and Control Systems, N 4(42) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 91–97.

37. Chumachenko E. I. Using ANFIS and NEFCLASS neural networks in classification problems / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // Electronics and Control Systems, N 1(43) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 93–98.

38. Chumachenko E. I. Fire monitoring intellectual information system / E. I. Chumachenko, V. L. Kupriyanchyk // Electronics and Control Systems, N 2(44) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 81–84.

39. Chumachenko O. I., Kryvenko I. V. Neural networks module learning // Electronics and Control Systems, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80.

40. . . . / . . . , . . . // . : . – 1 (76). – 2016. – C. 101–107.

41. . . . / . . . , . . . // . – 2016. – 3. – C. 78–82.

42. . . . / . . . , . . . // . : . – 3 (78). – 2016. – C. 114–118.

43. Chumachenko O. I. Intelligent Mobile Information System for Underground / E. I. Chumachenko, I. V. Roshinsky // *Electronics and Control Systems*, N 1(51) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 88–92.

44. Chumachenko O. I. Soft Clustering Algorithm Based on Separating Hypersurfaces / O. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // *Electronics and Control Systems*, N 2(52) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 11–15.

45. Chumachenko O. I. Structural-Parametric Synthesis of Hybrid Neural Networks Ensembles / O. I. Chumachenko, A. T. Kot // *Electronics and Control Systems*, N 4(54) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 81–88.

46. Sineglazov V. "Forecasting Aircraft Miles Flown Time Series Using a Deep Learning-Based Hybrid Approach" / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk // *Aviation*, Vol. 22, May 2018, pp. 6-12, doi:10.3846/aviation.2018.2048.

47. Sineglazov V. "Procedura prognozowania ceny akcji przedsiebiorstwa" / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk // XVIII International Scientific Conference Corporate Governance - Theory and practice, June 2018, 101–102.

48. Chumachenko O. I. Algorithm of Pruning of Hybrid Neural Networks Ensemble / O. I. Chumachenko, A. O. Kuzmenko // *Electronics and Control Systems*, N 1(55) – Kyiv: NAU, 2018. – pp. 53–56. DOI: 10.18372/1990-5548. 55. 12772

List of publications in which published scientific results of the dissertation:

1. O. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk, V. Sineglazov, "Forecasting Aircraft Miles Flown Time Series Using a Deep Learning-Based Hybrid Approach" // *Aviation*, Vol. 22, May 2018, pp. 6-12, doi:10.3846/aviation.2018.2048.
2. O. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk, V. Sineglazov, "Procedura prognozowania ceny akcji przedsiebiorstwa" // XVIII International Scientific Conference Corporate Governance - Theory and practice, June 2018, 101–102.
3. O. I. Chumachenko, A. O. Kuzmenko, "Algorithm of Pruning of Hybrid Neural Networks Ensemble" // *Electronics and Control Systems*, N 1(55) – Kyiv: NAU, 2018. – pp. 53–56. DOI: 10.18372/1990-5548. 55. 12772

4. Sineglazov V. Training radial-basis neural network for the problems of diagnosis solution / V. Sineglazov, E. Chumachenko, Levitsky O. // Proceedings, the fifth world congress «Aviation in the 21st Century», safety in aviation and space technologies. vol.2, September 25-27 2012, Kiev, Ukraine, pp. 3.5.43–3.5.48.

5. Sineglazov V. One approach for the forecasting task / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // Proceedings, the fifth world congress «Aviation in the 21st Century», safety in aviation and space technologies. – vol.2, September 25-27 2012, Kyiv, Ukraine. – p. 3.5.49–3.5.53.

6. Sineglazov V., Chumachenko E., Levitskiy O. // Intellectual system for decision making and problems of computational intelligence. ISDMC 2012 Congress proceeding, May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine, pp. 423–425.

7. Chumachenko E. The algorithm training radial-basis networks based on particle swarm algorithm / E. Chumachenko, O. Levitskiy // Intellectual system for decision making and problems of computational intelligence. ISDMC 2012 Congress proceeding, May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine, – pp. 425–427.

8. Chumachenko E. Method for predicting a failure risk of the UAV navigation system / E. Chumachenko, S. Gorbatiuk / The 2nd International Conference, Method and system of Proceedings October, 9-12, 2012, Kyiv, Ukraine, – pp. 63–65.

9. Sineglazov V. Applying Different Neural Network's Topologies to the Forecasting Task / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // 4th International Conference in Inductive Modelling ICIM', 2013, – pp. 217–220.

10. Sineglazov V., Chumachenko E., Levitskiy O. // Proceedings of the 4th International Conference in Inductive Modelling ICIM', 2013, – pp. 217–220. 2013» 21-23 October 2013. – pp. 21.31–21.34.

11. Sineglazov V., Chumachenko E., Levitskiy O. // Proceedings of the 4th International Conference in Inductive Modelling ICIM', 2013, – pp. 217–220. 2013» 21-23 October 2013. – pp. 21.73–21.76.

12. Chumachenko E. I. Forecasting the Demand for UAV Using Different Neural Networks Topology / E. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine. pp. 62–64.

13. Chumachenko E. I. Image Processing UAV / E. I. Chumachenko, A. V. Gilevoy // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine, pp. 75–76.

14. Kemeniash Yu. M. An intelligence image processing system / Yu. M. Kemeniash, E. I. Chumachenko // Proceedings, the sixth world congress «Aviation in the 21-st Century», safety in aviation and space technologies. September 23-25 2014, Kiev, Ukraine. Vol. 2, – pp. 3.5.43–3.5.48.

15. Sineglazov V. Information technologies of computer aided design systems based on dynamic data integration and simulation procedures / V. Sineglazov, E. Chumachenko, A. Godny // 2nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. Odessa, TES, Ukraine. (August 21–26, 2016). – Odessa: TES. – 2016. – pp. 9–10.

16. Chumachenko E. I. Forecasting the Demand for UAV Using Different Neural Networks Topology / E. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine. pp. 62–64. – 2016». – , , . (22–23 2016 .). – : . – 2016. – C. 95–96.

17. Chumachenko E. I. Image Processing UAV / E. I. Chumachenko, A. V. Gilevoy // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine, pp. 75–76. – 2016». – , , . (22–23 2016 .). – : . – 2016. – C. 61–62.

18. Chumachenko E. I. Forecasting the Demand for UAV Using Different Neural Networks Topology / E. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine. pp. 62–64. – 2016». – , , . (23 – 28 2016 .). –

C. 20–22.

19. . . . / . . . , . . . // - « , » . – - , (23 – 28 2016 .). – C. 23 – 26.
20. . . . Deep Learning Classifier Based on NEFCLASS and NEFPROX Neural Networks / . . . , . . . // - « , » . – - - , (15 – 20 2017 .). – C. 278 – 281.
21. . . . / . . . , . . . , . . . // IV - « » (, 16-18 , 2017). – C. 142 – 143.
22. . . . / . . . , . . . // - « -2017» 19-21 2017. – .: – 2017.
23. Sineglazov V. M. Intellectual System of Optimal Evacuation Route Searching / V. Sineglazov, O. I. Chumachenko, I. V. Krivenko // XXIV International Conference on Automated Control “Automation 2017”. Kyiv, Ukraine, of Proceedings (September 13–15, 2017). – Kyiv. – 2017.
24. Sineglazov V. . A New Approach in Cluster Analysis / V.M. Sineglazov, O.I. Chumachenko, V.S. Gorbatiuk // The 4-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings, October, 17-19, 2017, Kyiv, Ukraine, pp. 223–226.

.....	46
1	55
1.1	55
1.2	62
1.3	65
1.4	66
1.5	68
1.6	81
1.7	84
1.....	85
.....	85
2	96
2.1	96
2.2	96
2.3 ..	98
2.3.1	98
2.3.2	98
2.3.3	98
2.4	106
2.4.1	106
2.4.2 Sigmoid Piecewise.....	110
2.4.3 « » ReLU	114
2.4.4	115
2.4.5	118
sigm_pieewise.....	121
2.5 ,	123
2.6	123

3		
	178
3.1.		
	178
3.2.		
	179
3.2.1.	179
3.2.2.	182
3.2.3		
	185
3.2.4.		
	186
3.2.5.		
	188
3.3		
	192
3.3.1.		
	192
3.3.2.		
	192
3.3.3.	193
3.3.3.1	193
3.3.3.2.	194
3.3.3.3	197
3.3.3.4	201
3.3.3.5	204
3.3.3.6	204
3.3.3.7	208
3.3.3.8		
	210
3.3.3.9	216
3.3.4		
	219
3.....		
	222
	223

4	226
4.1. ,	
« »	226
4.2.	
	226
4.3.	
	227
4.3.1 ,	
	227
4.3.2 ,	
	233
4.3.3.	
sigm_pieewise.	238
4.3.4.	
sigm_pieewise	243
4.3.5	246
4.3.5.1	246
4.3.5.2 ..	247
4.3.5.3	247
4.4	250
4.4.1	
	250
4.4.2	
/	253
4.4.2.1	254
4.4.2.2 ,	
	256
4.5	
	262
4.6	264
4	269
	270
5	
	273
5.1	
	273

5.2		275
	275
5.2.1	276
5.2.2	278
5.3.		
	279
5.3.1	279
5.3.2	282
5.4	286
5.4.1		
	286
5.4.2		
	289
5.5	290
5.5.1	...	291
5.5.2		
	293
5.5.3	-	
	293
5.5.4		
	294
5.5.5		
	295
	5	297
	298
6.		
	300
6.1.		
	300
6.2	-	
	304
6.3.	309
6.3.1.	309
6.3.2.	310
6.3.3.	311

6.4		
	325
6.4.1		325
6.4.2		
	332
6.4.3		
	-	
	345
6.4.4.		348
	6.....	348
		349
7.		
	351
7.1.		
	351
7.2.		357
7.2.1.		
	357
7.2.2.		358
7.2.3.		359
7.2.3.1.		359
7.2.3.2.	-	360
7.3.		
	363
7.3.1.		
	363
7.3.2.		
,		366
	7.....	373
		374
	376
1.....		380
. 1.1.		380
. 1.2.		382
. 1.2.1.		382

.1.2.2.	387
. 1.3.	388
	389
2.	390
. 2.1.	390
. 2.1.1.	ANFIS.....	390
. 2.1.2.	NEFPROX.....	394
. 2.1.3.	NEFCLASS.....	400
.2.1.4.	TSK.....	405
. 2.2.	410
. 2.2.1.	,	410
. 2.2.2.	,	411
. 2.2.3.	,	412
. 2.3.	413
. 2.4.	414
. 2.5.	417
. 2.6.	Fuzzy Logic Toolbox	418
.2.7.	424
. 2.8		
,	-	
	425
.2.8.1	-	425
.2.8.2	426
.2.8.3	427
.2.8.4	429
.2.8.5	430
.2.8.6	436
	437
3.	439
.3.1	439
.3.2	,	
	444

.3.3	445
.3.3.1	445
.3.3.2.	446
.3.3.3	446
. 3.3.3.1	447
. 3.3.3.2.	449
. 3.3.3.3.	450
. 3.3.3.4	451
.3.3.3.5	452
.3.3.3.6	453
.3.3.3.7	Kuwahara.....	453
.3.3.4	454
.3.4	456
.3.4.1	456
.3.4.2	,	456
.3.4.3	476
.3.5	477
.3.5.1	477
.3.5.2	479
.3.5.3	491
.3.6	492
.3.6.1	492
.3.6.2	-	493
.3.6.3	-	495
. 3.7	499
	506
4.....		507

.4.1	507
.4.1.1	507
.4.1.2	508
.4.1.3	508
.4.1.4	508
.4.1.5	510
.4.2	511
.4.2.1	511
.4.2.2	ARIMA.....	515
.4.2.3	516
.4.2.4	519
.4.2.5	521
.4.3	527
.4.3.1	527
.4.3.2	528
.4.3.3	()	529
.4.3.4	529
.4.4	529
.4.5	537
.4.5.1	537
.4.5.2	539
.4.5.3	542
.4.5.4	543
.4.5.4.1	543
.4.5.4.2	544
.4.5.4.3	545
.4.5.5	,	550
.4.6	554
.4.6.1	554

.4.6.2	556
.4.7		
	566
.4.7.1	566
.4.7.2	568
.4.7.3	569
	571
5.	574
.5.1	574
.5.1.1	575
.5.1.2	576
.5.1.3	577
.5.1.4	577
.5.1.5	ACS.....	578
.5.1.6	ACS.....	579
.5.2		
	580
.5.2.1	580
.5.2.2	583
.5.2.3	592
.5.3.	597
.5.3.1	597
.5.3.2	599
.5.3.3	-	600
.5.3.4	603
.5.3.5		
	606
.5.3.5.1	606
.5.3.5.2		
	606
.5.3.5.3	608
	610
6.	611

	611
	613
7.....		615
.7.1	615
.7.2		
	619
.7.3	622
.7.4	629
.7.5	633
.7.5.1	633
.7.5.2		
	635
.7.5.3		
	638
.7.5.4	...	640
.7.6	640
.7.6.1	..	640
.7.6.2		
	642
.7.6.3		
	647
.7.7		
	653
.7.8.		
	654
.7.9.		
	655
	656
8.....		657
	657

;

;

;

—

•

,

•

,

,

•

,

,

.

,

,

,

,

,

,

•

,

•

•

1.

2

,

,

2

,

—

2

2

—

9

,

,

—

,

,

,

,

.

6.

,

;

•

$$),$$

,

;

,

•

7.

9

,

,

—

•

,

:

,

,

•

,

,

•

•

8.

9

,

,

sigm_piecewise,

;

,

•

9.

sigm_pieewise

<<

>>

[7]

3 «

» 4 «

». [8] – [10], [14], [16], [17], [19], [23] – [25], [27], [29] – [32], [34] – [37], [39], [40], [42] – [45]

-

,

[11]

-

[12]

[13], [15], [18], [41]

[20] – [22], [26], [28], [33], [38], [80]

-

[75], [77], [78], [81] – [84]

-

.

.

- , - -

“ -2011, 2013, 2017” (2011, 2013, 2017), the fifth world congress “Aviation in the -st Century” (, 25-27 , 2012), ISDMC 2012 Conference Proceedings, (May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine), The 2-nd International Conference Method and system of Navigation and Motion Control (, 9-12 , 2012), The 2-nd, 4-th International Conferences, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings (, 2013, 2017), 4th International Conference on Inductive Modelling Kyiv, September 15-21, 2013, 6th World Congress “Aviation in the -st Century,” Safety in Aviation and Space Technologies. Kyiv, Ukraine, September 23-25, 2014, 2-nd, 3-nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. – Odessa, TES, Ukraine. (, 2016, 2018), VIII

- « - , – 2016 (, 22–23 2016), -

« , » (-

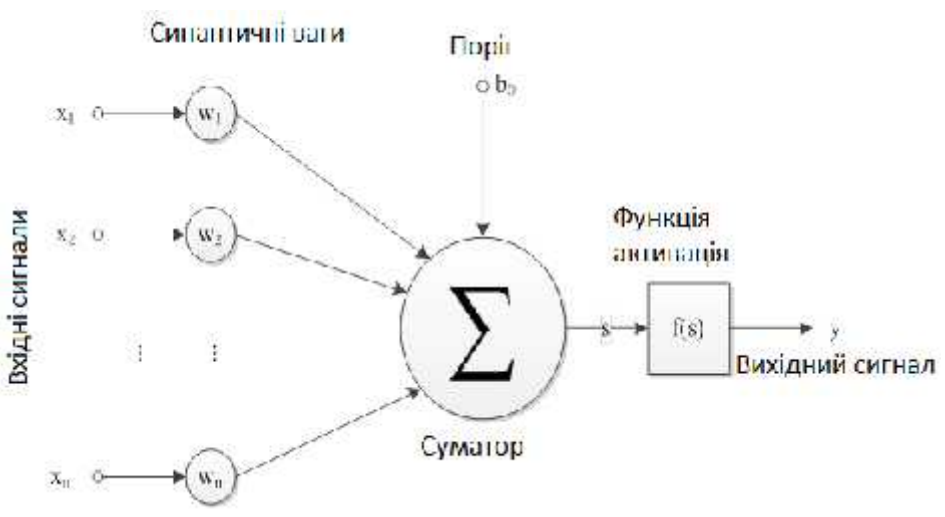
– , 2016, 2017, 2018), 4- -
 « » (, 16-18 ,
 2017; XXIV International Conference on Automated Control “Automation 2017”.
 Kyiv, Ukraine, of Proceedings (September 13–15, 2017). – Kyiv. – 2017, XVIII
 International Scientific Conference Corporate Governance – Theory and practice,
 Krakow, Poland, 2018, IST-2018, Proceedings of the 7-th International Scientific
 and Technical Conference, September 10–15, 2018, Kobleve-Kharkiv, Ukrain,
 2018.

• 84 ,
 2 , 50 (3
 , 22 ,
), 32
 .
 • , ,
 7- , , .
 657 ,
 379 , 148 ,
 37 , 210 , 7-
 278 , 70
 .

1

1.1

() – , , [88]. , : – (), . [75, 84, 85, 87, 88, 91, 92].



. 1.1.

1. , , , x_j , j , k , w_{kj} .
2. , .

3. $f(s)$
.
[0, 1] [-1, 1].

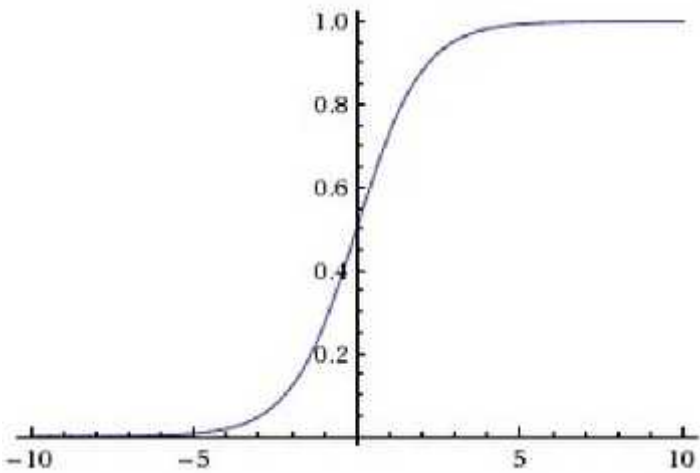
. 1.2 – 1.5.

4. , b_0 .
 ,
 .

$$s = \sum_{i=1}^n x_i w_i. \tag{1.1}$$

$$y = f(s). \tag{1.2}$$

:
(. 1.2), (. 1.3) ReLU (. 1.4, 1,5).



. 1.2.

(sigmoid) :

$$(x) = 1 / (1 + e^{-x}).$$

,
0 1. , ()

—

,

$$, \quad \vdots \quad (0)$$

(1).

,

$$(0 \quad 1),$$
$$= \frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} \right)^{n-1} \left(\frac{1}{2} \right)^{n-1} = \left(\frac{1}{2} \right)^{2n-1},$$

• ,

’ . ,

• ,

•

,

(gradient descent).

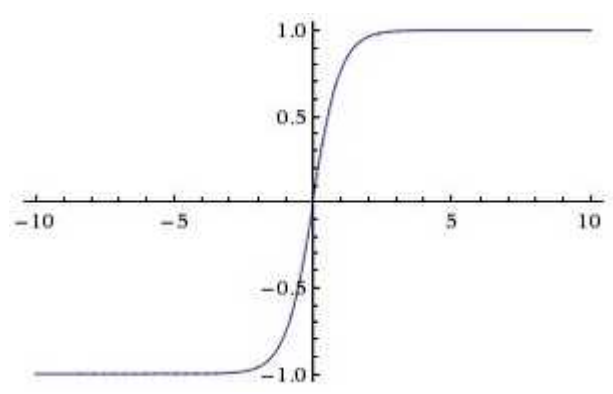
$$(\quad , x > 0 \quad f = \quad ^T x + b),$$

,

$$(f).$$

,

•



. 1.3.

(hyperbolic tangent, tanh)

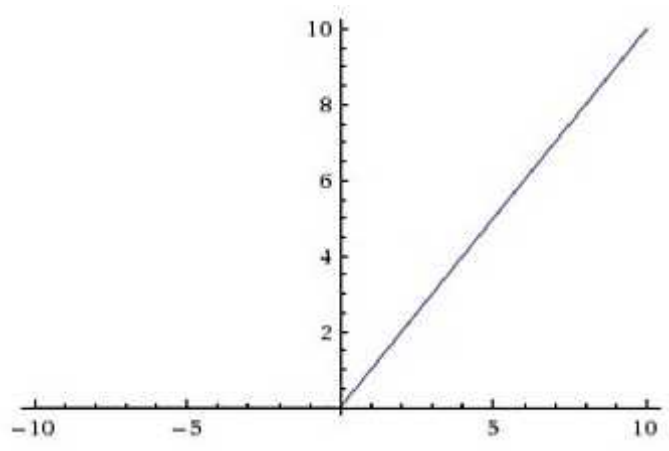
, $\frac{1}{1 + e^{-x}}$, $\frac{1}{1 + e^{-x}}$, $\frac{1}{1 + e^{-x}}$, $\frac{1}{1 + e^{-x}}$, $\frac{1}{1 + e^{-x}}$, $\frac{1}{1 + e^{-x}}$, $\frac{1}{1 + e^{-x}}$.

ReLU

« » (rectifier,).

ReLU (rectified linear unit). ReLU

$f(x) = \max(0, x)$ (. 1.4).



. 1.4.

ReLU

ReLU.

1.

, , ReLU

. , ReLU .

2.

ReLU

()

. , .

, ReLU

(« »).

ReLU, ,

. , ,

, , ,

. ,

. , (learning rate),

, 40% ReLU « » (,).

.

ReLU.

(. 1.5).

Leaky ReLU

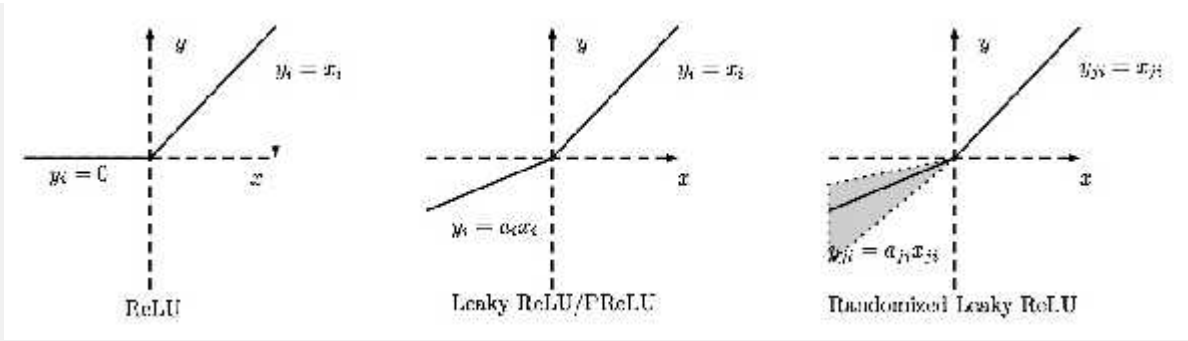
ReLU « » (leaky ReLU, LReLU)

ReLU.

ReLU $x < 0$, LReLU
, (0,01).

LReLU $f(x) = x$ $x < 0$ $f(x) = x$

$x = 0$, — .



1.5. ReLU: $y_i = \begin{cases} 0 & x_i \leq 0 \\ x_i & x_i > 0 \end{cases}$; $y_i = \begin{cases} \alpha_i x_i & x_i \leq 0 \\ x_i & x_i > 0 \end{cases}$; $y_i = \begin{cases} 0 & x_i \leq 0 \\ x_i & x_i > 0 \end{cases}$; $y_i = \begin{cases} \alpha_i x_i & x_i \leq 0 \\ x_i & x_i > 0 \end{cases}$; $y_i = \begin{cases} 0 & x_i \leq 0 \\ x_i & x_i > 0 \end{cases}$; $y_i = \begin{cases} \alpha_i x_i & x_i \leq 0 \\ x_i & x_i > 0 \end{cases}$;

Parametric ReLU

ReLU (parametric ReLU, PReLU)

PReLU

ReLU.

Randomized ReLU

ReLU (randomized ReLU, RReLU)

RReLU

[61, 82, 83].

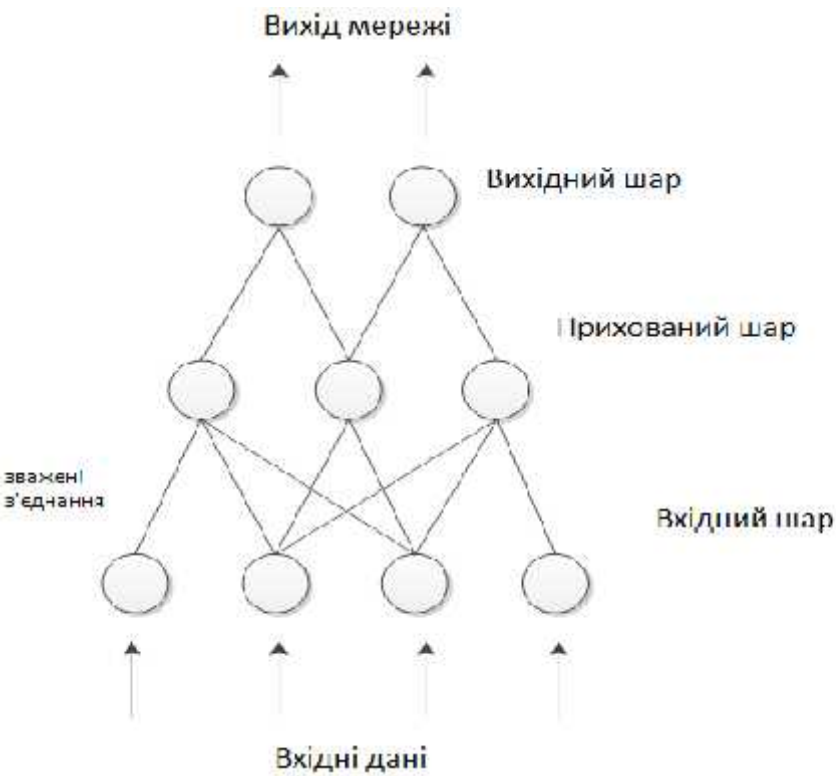
:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad f(x) = \tanh(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1, \quad f(x) = \arctg^{-1}(x),$$

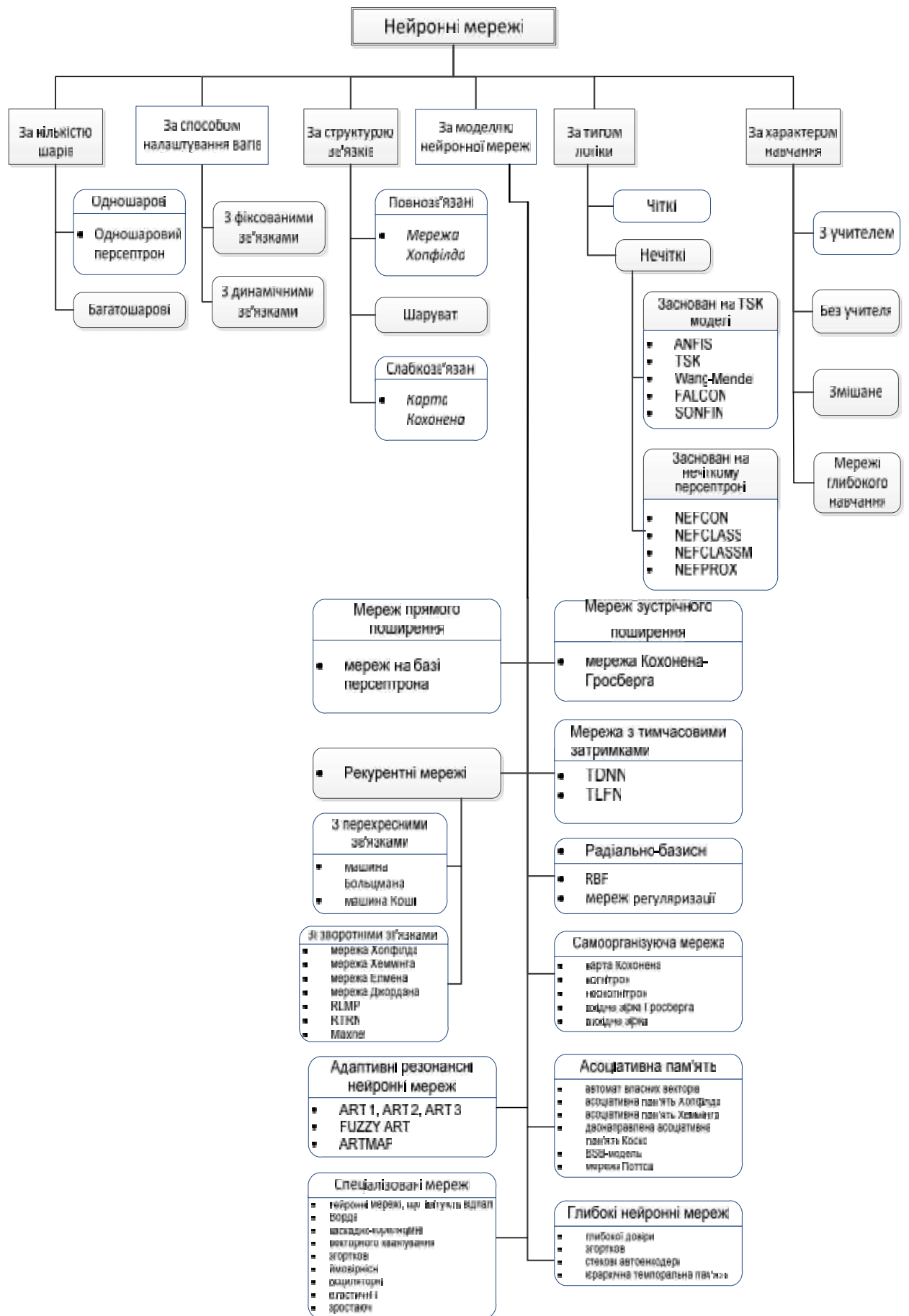
$$f(x) = \begin{cases} 0 & x < 0, \\ x & x \geq 0, \end{cases} \quad f(x) = \begin{cases} \alpha x & x < 0, \\ x & x \geq 0, \end{cases}$$

$$f(x) = \begin{cases} \alpha(e^x - 1) & x < 0, \\ x & x \geq 0. \end{cases}$$

. 1.6.



. 1.6.

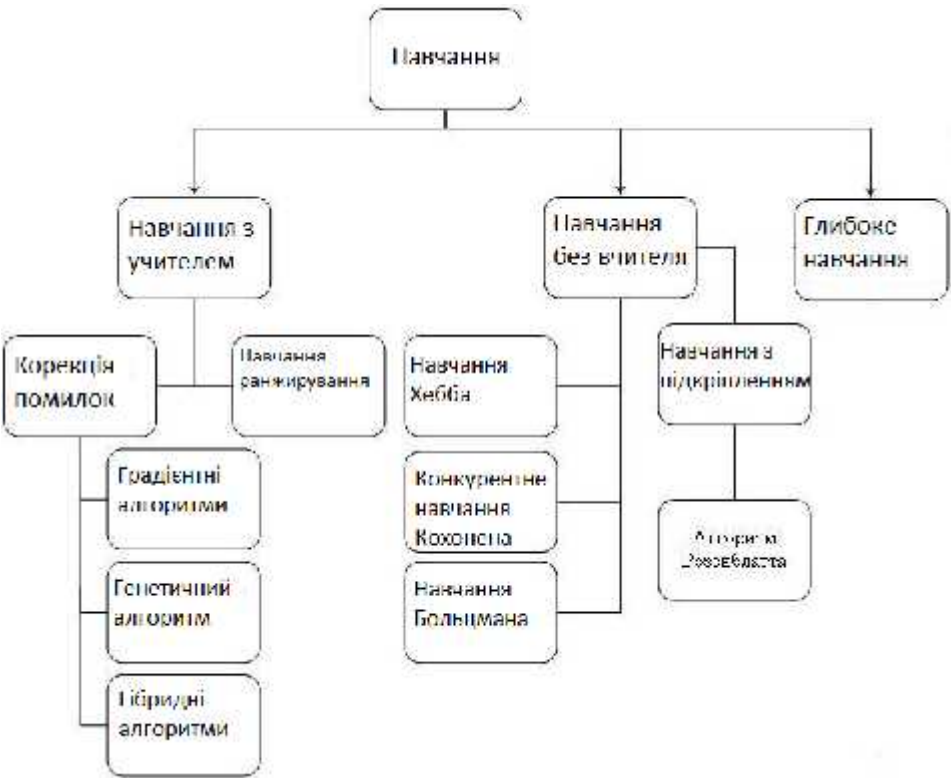


) - - ,
 , , (*RBF*,
);
) - ,
 (, , ,
 ,);
) , ,
 ,
 (,
 , , ,
 , , *BSB*- ,);
) -
 , (ART1, ART2,
 ART3, FUZZY ART, ARTMAP);
) (, ,
 , - , ,
 , ,).
) (, ,
 , ,).
 5. , :
) ;
) :
 - TSK - ,
 , (ANFIS, TSK, Wang-Mendel,
 FALCON, SONFIN);
 - -
 , ,
 (NEFCLASS, NEFSLASSM, NEFCON, NEFPROX) [85].
 6. .

1.3

[82].

. 1.8.



. 1.8.

1.

()

2.

3.

4.

.1.1.1.

3.

.1.2.1.

1.4

[22].

. 1.9.

1 .1.1.2.2.



. 1.9.

$X = \{1/0.5, 2/0.9, 3/0.4\}$.

$$X' = \frac{\sum_{j=1}^k \alpha_j X_{ij}}{\sum_{j=1}^k \alpha_j} = \times \frac{1 \times 0.6 + 2 \times 0.9 + 3 \times 0.5}{0.6 + 0.9 + 0.5} = \frac{3.9}{2} = 1.95.$$

$$X_{\text{norm}} = \frac{(x - x_{\min})(d_2 - d_1)}{x_{\max} - x_{\min}} + d_1,$$

x — , ; x_{\max} —
; x_{\min} — .

$[d1, d2]$.

. $X = 1$ (« »),
 $x_{\max} = 1, x_{\min} = 0$. X [25, 50]:

$$X_{\text{norm}} = \frac{(1-0)(50-25)}{1-0} + 25 = 50.$$

.
(« »)
.

$$X_i = \begin{cases} A_1(x) & X_i = T_1; \\ \dots & \\ A_n(x) & X_i = T_n, \end{cases}$$

T_i — ; $A_i(x)$ — ,
().
(« »)

, 1 .1.2.2.

，
，
。

，
，

。

()
，
，

(

),
，
，

，
，
，

。
。

。

，
，
，
，

。

1)

。

2)

。

3)

，
，
。

—
« »
,
.
,
— ,
.
,
,
— ,
(
).
.
.
,
.
.
,
.
:
.
• ,
;
• ()
,
,
;
• ;
• ,
.
,

[2, 18, 19, 23, 25, 33, 34, 39, 41, 42, 49, 52, 53, 54, 56, 58, 59].

:

;

,

;

.

,

[24, 37]

[32],

[97],

[1],

(

) [3]

.

,

,

[26,

27, 40].

,

,

.

- - ,

,

.

- . - - -
.
- - -
- ,
- ,
- ,
- [14, 76, 78, 79]
- (- ,
- () - - -
.
[5, 6, 8, 12, 62, 63, 64, 66, 67, 69, 71, 76]
-
- ,
- ,
- ,
- - - .
- - -
- - -2,
-2 ,
: , .
- - -2
- ,
- .
[5, 4, 9, 10, 14, 65, 76, 77, 78]
W- ()
- - .
- ,
- ,
- ,
- .
W-
- - -

- - - ,
-
-
,
.
[8, 64, 76]
- - - W-
- - .
,
.
[5, 11, 12, 62, 69]
- - - -2 -
- - -2
- - -2,
- - -2
-2.
-2 - - -
-2 ,
- - -2
.
- - - -2 ,
,
[15, 68, 70]
- .
 , : W- , Q- , -
 ,
 .
- -
()

·
[5] - -
·,
- - - -2.

[5, 13, 64]
- - - W-
- -
·,

[15, 81]
-
Q- W- ,
- ,
·,

[8, 11, 80]
- -
- -
·,

·
[28]
(/ -
) ·
·,

[60] - ,
·,

[16]

[29]

R-

on-line

[17]

[38]

TreNet,

. TreNet

LSTM

[30, 43]

[44, 45, 46]

,

-

().

- - (), ,

- - ()

(),

, : ,

.

- - () ().

- - ,

, .

. ,

,

.

[47, 48]

- - —

-

().

,

()

.

().

(, ,

,)

(). ,

,

.

[31]

,

()

[20]

[74]

[86]

VGG-16

NEFClass —

[57]

,

·
(),

,

·

,

,

,

·

,

·

[51]

·

,

,

(),

-

·

,

:

1)

—

·

2)

·

3)

,

·

4)

,

-

·

5)

·

6)

·

[21]

(), .

()

() ().

() ,

, ,

, , .

[39]

, -

()

(), .

[50]

.

, ,

.

,

.

, .

[35]

,

,

,

,

,

.

.

.

(

) (

),

,

.

,

.

,

.

,

.

,

:

—

,

—

,

;

—

,

();

—

,

.

,

,

,

.

1.6

,

.

,

.

и, следовательно, для минимизации функции потерь необходимо, чтобы выполнялись следующие условия:

где E_{y3ar} – MSE (Mean Squared Error),

$$E = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P K_i (d_i - y_i)^2, \tag{1.5}$$

где P – количество объектов в выборке, 20% от общего количества объектов в базе данных.

где E_{y3ar} – среднеквадратичная ошибка, ε – шаг обучения.

(1.5):

$$E = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P K_i \left(\frac{d_i - y_i}{\varepsilon} \right)^2, \tag{1.6}$$

где ε – шаг обучения, $0 < \varepsilon < 1$ – шаг обучения, $0 < \varepsilon < 2$ – шаг обучения, $\varepsilon > 2/(n-1)$ – шаг обучения, n – количество объектов в выборке.

где ε – шаг обучения, $0 < \varepsilon < 1$ – шаг обучения, $0 < \varepsilon < 2$ – шаг обучения, $\varepsilon > 2/(n-1)$ – шаг обучения, n – количество объектов в выборке.

(1.6)

(ϵ),
 , ϵ .

E_{y3ar} ,

$(d_i - y_i)^2$:

$E = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P K_i (d_i - y_i)^2,$ (1.7)

K_i – i - .

,

. ,

,

. K_i ,

(,

- $K_i = 1 / m$, i – ; –

). « »

,

.

,

,

.

.

(Mean

Absolute Percentage Error,):

$$\text{MAPE} = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \frac{100 |d_i - y_i|}{|y_i|}.$$

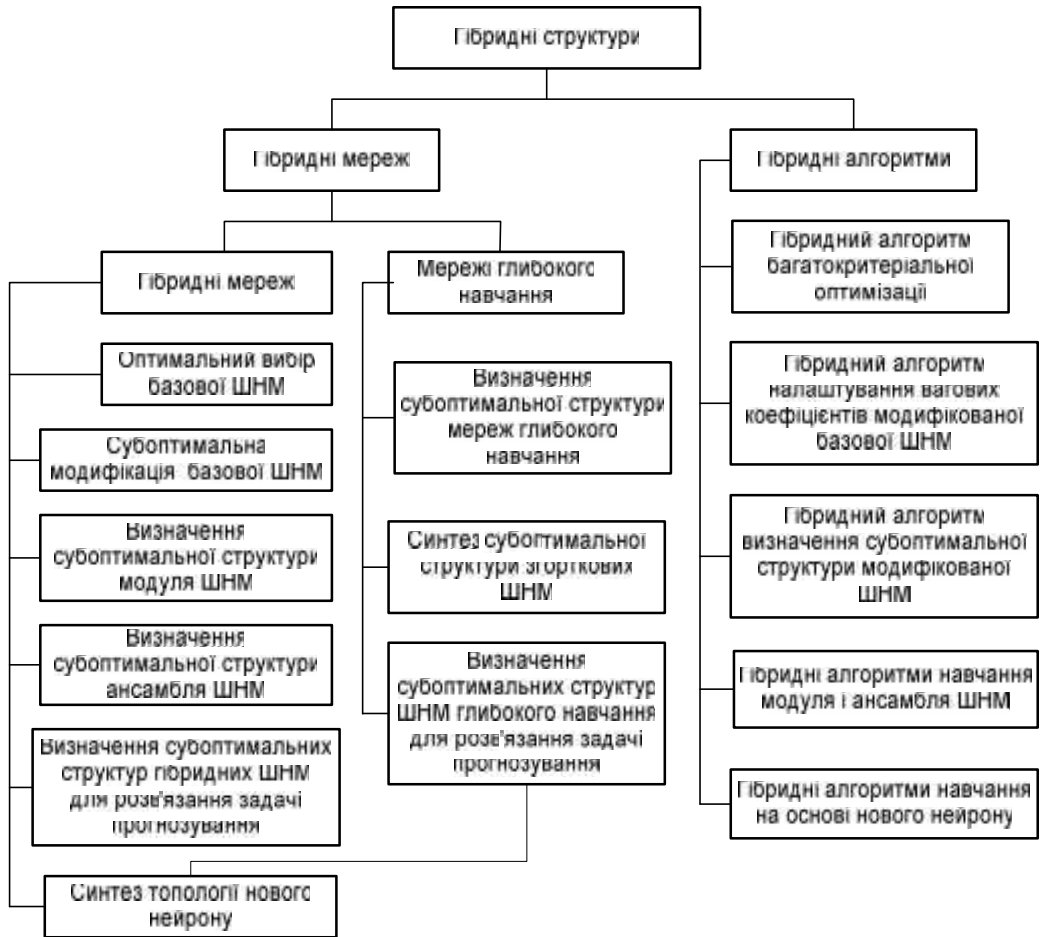
,

, .

1.7

(1.5)

. 1.10.



. 1.10.

, , .

1. ().

2. ().

3. (,).

1

1. A. Adgar, C. Emmanouilidis, J. MacIntyre, P. Mattison, K. McGarry, G. Oatley and O. Taylor. The application of adaptive systems in condition monitoring. In R. Rao, editor, International Journal of Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management, 1(1):13-17, 1998.
2. Baxt, W. G. (1992). Improving the accuracy of an artificial neural network using multiple differently trained networks. Neural Computation, 4(5).
3. W. Becraft, P. Lee and R. Newell. Integration of neural networks and expert systems for process fault diagnosis. Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1-2:832-837, 1991.
4. Bodyanskiy Ye. Robust learning algorithm for wavelet-neural-fuzzy network based on Polywog wavelet / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // C. – 3(56). – vol.2. – 2008. – pp. 129–134.
5. Bodyanskiy Ye. An adaptive learning algorithm for a wavelet neural network / Ye. Bodyanskiy, N. Lamonova, I. Pliss, O. Vynokurova // Expert Systems. – no.22(5). – 2005. – pp. 235–240.
6. Bodyanskiy Ye. Double-wavelet neuron based on analytical activation functions / Ye. Bodyanskiy, N. Lamonova, O. Vynokurova // Int. J. on Information Theory and Applications. – no.14. – 2007. – pp. 281–288.

7. Bodyanskiy Ye. Adaptive wavelet-neuro-fuzzy network in the forecasting and emulation tasks / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova // *Int. J. on Information Theory and Applications*. – no.15(1). – 2008. – pp. 47–55.
8. Bodyanskiy Ye. Radial-basis-fuzzy-wavelet-neural network with adaptive activation-membership function / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova, E. Yegorova // *Int. J. on Information Theory and Applications*. – no.8(II). – 2008. – pp. 9–15.
9. Bodyanskiy Ye. Outliers resistant learning algorithm for radial-basis-fuzzy-wavelet-neural network in stomach acute injury diagnosis tasks / Ye. Bodyanskiy, O. Pavlov, O. Vynokurova // *Information Science and Computing*. – Sofia: Institute of Information Theories and Application. – no.2. – 2008. – pp. 55–62.
10. Bodyanskiy Ye. Adaptive compartmental wavelon with robust learning algorithm / Ye. Bodyanskiy, O. Pavlov, O. Vynokurova // *Int. J. on Information Technologies and Knowledge*. – no.3. – 2009. – pp. 24–36.
11. Bodyanskiy Ye. Hybrid cascade neural network based on wavelet-neuron / Ye. Bodyanskiy, O. Kharchenko, O. Vynokurova // *Int. J. Information Theories and Application*. – no.18(4). – 2008. – . 335–343.
12. Bodyanskiy Ye. Hybrid type-2 wavelet-neuro-fuzzy network for businesses process prediction / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // *Business Informatics*. – no.21. – 2011. – pp. 9–21.
13. Bodyanskiy Ye. Hybrid adaptive wavelet-neuro-fuzzy system for chaotic time series identification / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // *Information Science*. – 2012. – [] P : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2012.07.044>.
14. Bodyanskiy Ye. Hybrid wavelet-neuro-fuzzy system using adaptive W-neurons / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova // *Wissenschaftliche Berichte, FH Zittau/Goerlitz*. – no.106 (N.2454–2490). – 2010. – pp. 301–308.

15. Bodyanskiy Ye. Hybrid GMDH-neural network of computational intelligence / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova // Proc. 3rd International Workshop on Inductive Modelling, Poland, Krynica. – 2009. – . 100–107.
16. Ye. Bodyanskiy, Yu. Zaychenko, E. Pavlikovskaya, M. Samarina and Ye. Viktorov, The neofuzzy neural network structure optimization using the GMDH for the solving forecasting and classification problems, Proc. Int. Workshop on Inductive Modeling, Krynica, Poland, 2009, pp. 77-89.
17. Ye.V. Bodyanskiy, O.Boiko. Evolving multilayer system neuro-fuzzy system and its learning. , 5, (100), 2015, 161–169.
18. Bridle, J. S. and Cox, S. J. (1991). RecNorm: simultaneous normalization and classification applied to speech recognition. In Advances in Neural Information Processing Systems 3.
19. Buntine, W. L. and Weigend, A. S. (1992). Bayesian back-propagation. Complex Systems, 5:603-643.
20. Yuhua Chen, Subhash Kak, Lei Wang. Hybrid Neural Network Architecture for On-Line Learning
21. Min-Yuan Cheng, Hsing-Chih Tsai, and Erick Sudjono. Evolutionary Fuzzy Hybrid Neural Network for Conceptual Cost Estimates in Construction Projects . Information and Computational Technology, 512-519.
22. Chumachenko E. I. Features of hybrid neural networks use with input data of different types / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // Electronics and Control Systems, N 4(42) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 91–97.
23. Cooper, L. N. (1991). Hybrid neural network architectures: Equilibrium systems that pay attention. In Mammone, R. J. and Zeevi, Y., editors, Neural Networks: Theory and Applications, volume 1, pp. 81-96. Academic Press.
24. D. Handelman, S. Lane and J. Gelfand. Robotic skill acquisition based on biological principles. In A. Kandel, editor Hybrid Architectures for Intelligent Systems, pages 301–327, CRC Press, 1992.

25. Hansen, L. K. and Salamon, P. (1990). Neural network ensembles. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(10):993–1000.
26. G.E. Hinton. Connectionist learning procedures, *Artificial Intelligence*, 40:185–234, 1989.
27. G.E. Hinton. How neural networks learn from experience. *Scientific American*, pages 105–109, September 1992.
28. Zh. Hu, Ye.V. Bodyanskiy, and O.K. Tyshchenko, “A Cascade Deep Neuro-Fuzzy System for High-Dimensional Online Possibilistic Fuzzy Clustering”, *Proc. of the XI-th International Scientific and Technical Conference “Computer Science and Information Technologies” (CSIT 2016)*, pp.119–122, 2016. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2016.7589884.
29. Bodyanskiy Ye., Vynokurova O., Teslenko N. Cascade GMDH-Wavelet-Neuro-Fuzzy Network, *The 4th International Workshop on Inductive Modelling IWIM 2011*, . 22–30.
30. Huang, W., Oh, S.K., Pedrycz, W.: Fuzzy polynomial neural networks: hybrid architectures of fuzzy modeling. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 10(5), 607–621 (Oct 2002).
31. Huang, W., Oh, S.K., Pedrycz, W.: Hybrid fuzzy polynomial neural networks with the aid of weighted fuzzy clustering method and fuzzy polynomial neurons. Article. First Online: 15 September 2016.
32. D. Hudson, P.W Banda, M.E Cohen and M.S Blois. Medical diagnosis and treatment plans derived from a hybrid expert system. In A. Kandel, editor, *Hybrid Architectures for Intelligent Systems*, pages 330-244, CRC Press, 1992.
33. Intrator, N., Reisfeld, D., and Yeshurun, Y. (1992). Face recognition using a hybrid supervised/unsupervised neural network. Preprint.
34. Jacobs, R. A., Jordan, M. I., Nowlan, S. J., and Hinton, G. E. (1991). Adaptive mixtures of local experts. *Neural Computation*, 3(2).

35. Ruth Janning, Carlotta Schatten and Lars Schmid t-Thieme. HNNP – A Hybrid Neural Network Plait for Improving Image Classification with Additional Side Information. Information Systems and Machine Learning Lab (ISMLL) University of Hildesheim Hildesheim, Germany 1–7.
36. R. Kerber, B. Livezey and E. Simoudis. A hybrid system for data mining, In S. Goonatilake and S. Khebbal, editors, *Intelligent Hybrid Systems*, pp. 121–421. John Wiley and Sons, Chichester, 1995.
37. R. Khosla and T. Dillon. Fusion of knowledge-based systems and neural networks and applications. 1st International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems, pp. 27–44, Adelaide, Australia, 21st-23rd May 1997.
38. Tao Lin, Tian Guo, Karl Aberer. Hybrid Neural Networks for Learning the Trend in Time Series Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-17), 2273–2279.
39. Lincoln, W. P. and Skrzypek, J. (1990). Synergy of clustering multiple back propagation networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems 2*.
40. R. P. Lippmann. An introduction to computing with neural nets, *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4–22, April 1987.
41. Neal, R. M. (1992a). Bayesian learning via stochastic dynamics. In Moody, J. E., Hanson, S. J., and Lippmann, R. P., editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 5. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.
42. Neal, R. M. (1992b). Bayesian mixture modeling by monte carlo simulation. Technical report crg-tr-91-2, Univeristy of Toronto.
43. Oh, S.K., Kim, D.W., Pedrycz, W. Hybrid fuzzy polynomial neural networks. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems* 10(3). <https://doi.org/10.1142/S0218488502001478>.
44. Oh, S.K., Pedrycz, W., Park, B.J.: Self-Organizing Multi-layer Fuzzy Polynomial Neural Networks Based on Genetic Optimization. *Fuzzy Sets and Systems* 145(1), 165-181 (July, 2004).

45. Oh, S.K., Park, B.J.: Self-organizing neuro-fuzzy networks in modeling software data. *Neurocomputing* 64, 397-431 (March 2005).
46. Sung-Kwun Oh¹, Witold Pedrycz², Hyun-Ki Kim³, and Jong-Beom Lee¹, “Self-Organizing Multi-layer Fuzzy Polynomial Neural Networks Based on Genetic Optimization,” *Computational Science-ICCS 2004, 4-th International Conference*, Krakov, Poland, June 2004, Proceedings, Part II, 179–187.
47. Oh, S.K., Pedrycz, W., Roh, S.B.: Genetically optimized Hybrid Fuzzy Set-based Polynomial Neural Networks. *Journal of the Franklin Institute* 348(2), 415-425 (March 2011).
48. Byoung-Jun Park¹, Sung-Kwun Oh, Witold Pedrycz, and Tae-Chon Ahn, “Information Granulation-Based Multi-layer Hybrid Fuzzy Neural Networks: Analysis and Design,” *Computational Science- ICCS 2004, 4-th International Conference*, Krakov, Poland, June 2004, Proceedings, Part II, 188–195.
49. Pearlmutter, B. A. and Rosenfeld, R. (1991). Chaitin-kolmogorov complexity and generalization in neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems* 3.
50. Iryna Perova, Iryna Pliss Deep. Hybrid System of Computational Intelligence with Architecture Adaptation for Medical Fuzzy Diagnostics. *I.J. Intelligent Systems and Applications*, 2017, 7, 12-21.
51. Michael P. Perrone and Leon N. Cooper. When Networks Disagree: Ensemble Methods for Hybrid Neural Networks. Published in R.J. Mammone, editor, *Neural Networks for Speech and Image processing*. Chapman-Hall, 1992, 15 p.
52. Reilly, D. L., Scofield, C. L., Cooper, L. N., and Elbaum, C. (1988). Gensep: A multiple neural network learning system with modifiable network topology. In *Abstracts of the First Annual International Neural Network Society Meeting*.

53. Reilly, R. L., Scofield, C. L., Elbaum, C., and Cooper, L. N. (1987). Learning system architectures composed of multiple learning modules. In Proc. IEEE First Int. Conf. on Neural Networks, vol. 2.
54. Scofield, C., Kenton, L., and Chang, J. (1991). Multiple neural net architectures for character recognition. In Proc. Compcon, San Francisco, CA, February 1991, pp. 487–491. IEEE Comp. Soc. Press.
55. S. Wermter. Hybrid approaches to neural network-based language processing, Technical Report TR-97-030, International Computer Science Institute, Berkeley, California, 1997.
56. Wolpert, D. H. (1990). Stacked generalization. Technical report LA-UR-90-3460, Complex Systems Group, Los Alamos, NM.
57. Yu Wu, Wei Wu, Can Xu, Zhoujun Li, “Knowledge Enhanced Hybrid Neural Network for Text Matching,” *The Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-18)*.
58. Xu, L., Krzyzak, A., and Suen, C. Y. (1990). Associative switch for combining classifiers. Technical report x9011, Dept. Computer Sci., Concordia Univ, Montreal, Canada.
59. Xu, L., Krzyzak, A., and Suen, C. Y. (1992). Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 22(3).
60. Yuriy Zaychenko, Yevgeniy Bodyanskiy, Oleksii Tyshchenko, Olena Boiko, Galib Hamidov. “Hybrid GMDH-neuro-fuzzy system and its training scheme,” *Int. Journal Information theories and Applications*, 2018, vol.24, No. 2, pp. 156–172.
61. . . . : ,
 , / . . , . . // :
 , 2004. – 369 .
62. . . -
 / . . , . . , . .

- , . . . //
- 14(2). – 2005. – . 83–89.
63. . . - /
- . . . , . . . , . . . //
- . – 16(2). – 2006. – . 85–91.
64. . .
- / . . , . . //
- . – 1(219). – 2009. – . 47–53.
65. . .
- - W- / . .
- , . . //
- : -
- . – ’ . – . 104. – . 117. – 2009. – . 88–
- 98.
66. . . - :
- , , / . . , . . //
- . – 29(9). – 2006. –
- . 16–22.
67. . . -
- - / . . , . . //
- . – 11(31). – 2007.
- . 3–15.
68. . . -
- / . . , . . //
- . – 4.–
2008. – . 19–29.
69. . . - - -2
- / . .
- , . . //
- . – 17(37). – 2010. – . 139–148.

70. . . - - -
/ . . , . .
// . - .2. -
2010. – . 15–24.
71. . . - -2 / . . , . .
 , . . //
« ».
.- 170.– 2011. – . 175–181.
72. . . - - -2 / . . //
.- .3. – 2011. – . 17–26.
73. . . - -
/ . . , . .
 , . . //
 : . .
 . . .- . – 2011. – .1. – . 215–220.
74. -
/ . B. , . . , . . //
« ».
.- : « », 2014. – 18 (1061). – . 17 – 26.
75. . . , . . , . . . –
∴ - , 2007. – 284 .
76. . . -
/ . . , . .
// . – 21(2). – 2005. – . 71–75.
77. . . - - -
/ . . , . . , . . //
.- 6(3). – 2007. – . 427–431.
78. . . - , -
/ . . //

- . 130. – . 143. – 2010. – . 71–76.
79. . . – –
/ . . , . . //
. – 59(1). – 2007. – . 15–18.
80. . . – – –
/ . . //
. – 15(35). – 2009. – . 113–120.
81. . . – –
/ . . //
- . – 2010. – . 2. – . 329–333.
82. . . : , /
. . – .: , 2001. – 256 . – (« . 4).
83. . . / . . . // :
. 1999. – 564 с.
84. . . . – .: ,
1976.
85. . . .
– .: « « », 2008. – 344.
86. / . . , ,
. . // . – 2018.
– 4. – С. 37–47.

87. . . . / . . .
, . . . , . . . – .: , 2001. – 221 .
88. . . . ,
. – 2- ., . . . – .: - , 2002. –
382 с.
89. А. Н. Н
/ А. Н. , ,
2003. – 384 .
90. . . .
/ . . . , . . .
, . . . // IV -
« » (, 16-18 , 2017). –
С. 142 – 143.
91. – .: .
, 2006. – 1104 .
92. . . .
/ . . . , . . . //
- «
,
». – - –
, (23 – 28 2016 .). – С. 20–22.

2

2.1

·
 $J = \left\{ (R_j, Y_j) \right\}, \quad j = 1, \dots, P$ « -
», R_j, Y_j , .
 J , ,
(, ,).

$\mathbf{I} = \{I_1(x), \quad I_2(x)\} \rightarrow \text{opt},$
 $I_1(x) = E \quad (x)$,
, ; $I_2(x) = S(x) -$
(,); $\mathbf{X} = (x_{11},$
 $x_{12}, \dots, x_{1x2}, x_2, x_3, x_4)^T -$,
, $x_{1i} -$ - ;
 $i = \overline{1, x_2}, x_2 -$; $x_3 -$, ;
 $x_4 -$ w_{ij} ; - ;
 $j -$.

2.2

,
,
, ,

2.3

2.3.1

$\{NN\}_i, i=\overline{1,n}$

(, , , ,) .

$\{NN\}_i, i=\overline{1,n}$

[10],

2.3.2

- 1) , , [10].
- 2) : 80% – , 20% – .
- 3) (. . 1.4)
- 4)
- 5) , .
- :

2.3.3

(. . 1.6)

,
 ANFIS NEFPROX.
 ,
 ANFIS
 NEFPROX
 .
 :
 - 10 ;
 - 200 ;
 - 50 .
 . 2.1.
 2.1

ANFIS

,			
6	0.001	24	200

ANFIS

. 2.2.
 2.2

ANFIS

,	
9	0,04

NEFPROX . 2.3.

2.3

NEFPROX

-	,			-
10	4	0,001	17	200
20	9	0,001	24	200

NEFPROX

. 2.4.

NEFPROX

	,	
10	2	0,18
20	6	0,06

, ,

. 2.5.

2.5

							,		,	
ANFIS	5	– ,				+	+			
TSK	5	–	(2)			+	+			
Wang-Mendel	4		(2)			+	+			
NEFCON										+
NEFPROX	3					+				
NEFCLASS	3			,	+					

“Wine” [10], .

1. . : , , , , .

2. . : , , .

3. . , , .

1) = { , , }.

2) = { , , }.

(2.1),

Matlab Neural Network Toolbox Wine,

,

, . 2.6.

2.6

	,		,	
ANFIS	6	0,001	9	0,04
TSK	6	0,002	11	0,12
Wang-Mendel	7	0,002	12	0,14
NEFCON	5	0,003	10	0,15
NEFPROX	4	0,002	9	0,11
NEFCLASS	9	0,001	6	0,0598

,

ANFIS NEFCLASS.

,

ANFIS, NEFPROX TSK.

,

[10].

: , , , , . , , .

. 2.7.

1–7.

8.

200.

2.7

1			-	0 – , 1 –
2				
3				
4				
5				
6				
7				
8			-	

350 . , 50 .
. 2.8.

. 2.9.

ANFIS

. 2.10.

NEFPROX . 2.11.

NEFPROX

. 2.12.

TSK

. 2.13.

2.8

1	0,455	0,365	0,095	0,514	0,2245	0,15	15
1	0,35	0,265	0,09	0,2255	0,0995	0,07	7
0	0,53	0,42	0,135	0,677	0,2565	0,21	9
1	0,44	0,365	0,125	0,516	0,2155	0,155	10
0	0,53	0,415	0,15	0,7775	0,237	0,33	20
0	0,545	0,425	0,125	0,768	0,294	0,26	16
1	0,475	0,37	0,125	0,5095	0,2165	0,165	9
...

2.9

ANFIS

	,			
6	0,001	24	200	
6,2	0,005	24	200	

2.10

ANFIS

	,	
9	0,04	
9,5	0,1	

NEFPROX

	-	,		-	-
	10	4	0,001	17	200
	10	4,1	0,007	17	200
	20	9	0,001	24	200
	20	9,3	0,008	24	200

NEFPROX

	-	,	
	10	2	0,18
	10	2,05	0,14
	20	6	0,06
	20	6,1	0,12

TSK

	,			
	8	0,001	24	270
	8,5	0,003	24	270

TSK

TSK

	,	
	10	0,03
	11	0,1

:

1. NEFPROX

,

2. TSK ,

.

3. ANFIS

/ ,

.

ANFIS, NEFPROX, NEFCLASS, TSK

.2.1.

.

,

.

5–7%

,

.

,

.

.

,

,

().

[10]:

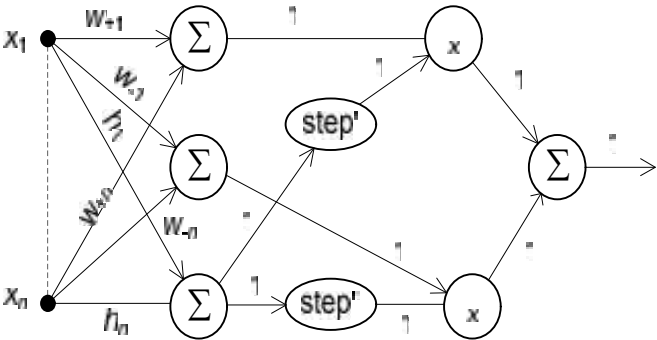
$$y = \text{piecewise_linear}(x, w_+, w_-, h) = \begin{cases} w_+^T x, & h^T x \geq 0, \\ w_-^T x, & h^T x < 0, \end{cases} \quad w_+, w_-, h \in R^n.$$

. 2.1.

$$\vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h} :$$

- $\vec{h} \in R^n$;
 - \vec{w}_+ - piecewise_linear , $\vec{h}^T x \geq 0$;
 - \vec{w}_- - piecewise_linear , $\vec{h}^T x < 0$.
- piecewise_linear

$$x : \vec{h}^T \vec{x} = 0 \quad - \quad , \quad ,$$



. 2.1.

:

$$\text{sigm_piecewise}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) = \frac{\vec{w}_+^T \vec{x}}{1 + e^{-k \vec{h}^T \vec{x}}} + \frac{\vec{w}_-^T \vec{x}}{1 + e^{k \vec{h}^T \vec{x}}}; \quad k > 0,$$

$$\vec{x}, \quad , \quad \vec{h}^T \vec{x} \neq 0, \quad :$$

$$k \rightarrow \infty : \text{sigm_piecewise}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) \rightarrow \text{piecewise_linear}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}).$$

$$\text{sigm_piecewise} \ll \text{piecewise_linear} ($$

$$\vec{x} : \vec{h}^T \vec{x} \neq 0) , \quad k$$

$$.$$

$$\text{piecewise_linear} :$$

$$\text{piecewise_linear}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) = \vec{w}_+^T \vec{x} * \text{step}'(\vec{h}^T \vec{x}) + \vec{w}_-^T \vec{x} * \text{step}''(-\vec{h}^T \vec{x}),$$

$$\text{step}'(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}, \quad \text{step}''(x) = \begin{cases} 1, x > 0 \\ 0, x \leq 0 \end{cases}.$$

$$,$$

$$\text{sigm_piecewise}$$

$$\text{piecewise_linear} , \quad \text{step}'(\vec{h}^T \vec{x}) \quad \text{step}''(-\vec{h}^T \vec{x})$$

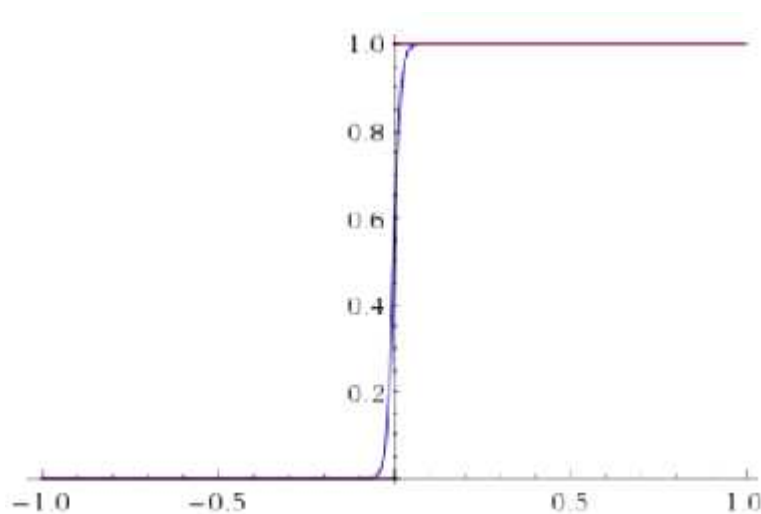
$$\frac{1}{1 + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}}} \quad \frac{1}{1 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}}}, \quad , -$$

$$\text{step}'(x) \quad \text{step}''(x)$$

$$\text{sigm}(x; k) = \frac{1}{1 + e^{-kx}}, \quad k > 0. \quad \text{step}'(x) \quad ($$

$$\text{step}''(x) \quad \text{step}'(x) \quad x = 0)$$

$$\text{sigm}(x; k) \quad k = 100 \quad (\quad . 2.2)$$



. 2.2. $\text{step}'(x)$ $\text{sigm}(x; k)$ $k = 100$

,
 k .

, `sigm_pieewise` ,
 . 2.3.

,
 : - $S(\vec{x};\vec{w}) = \vec{w}^T \vec{x}$
 $\text{TF}(x;\vec{\theta})$ ($\vec{\theta}$ -
 ,),

$f(\vec{x};\vec{w},\vec{\theta}) = \text{TF}(S(\vec{x};\vec{w});\vec{\theta})$.

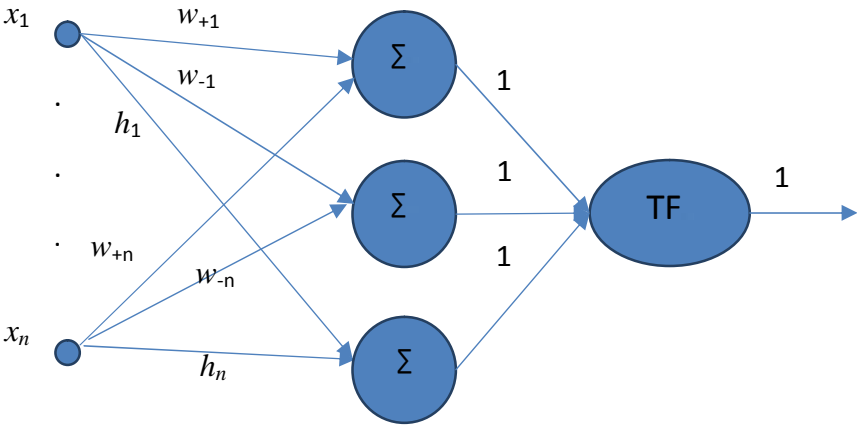
`sigm_pieewise` :

$S_+(\vec{x};\vec{w}_+), S_-(\vec{x};\vec{w}_-), S_h(\vec{x};\vec{h})$, , ,

- $\text{TF}(S_+, S_-, S_h; k) = \frac{S_+}{1 + e^{-kS_h}} + \frac{S_-}{1 + e^{kS_h}}$,

:

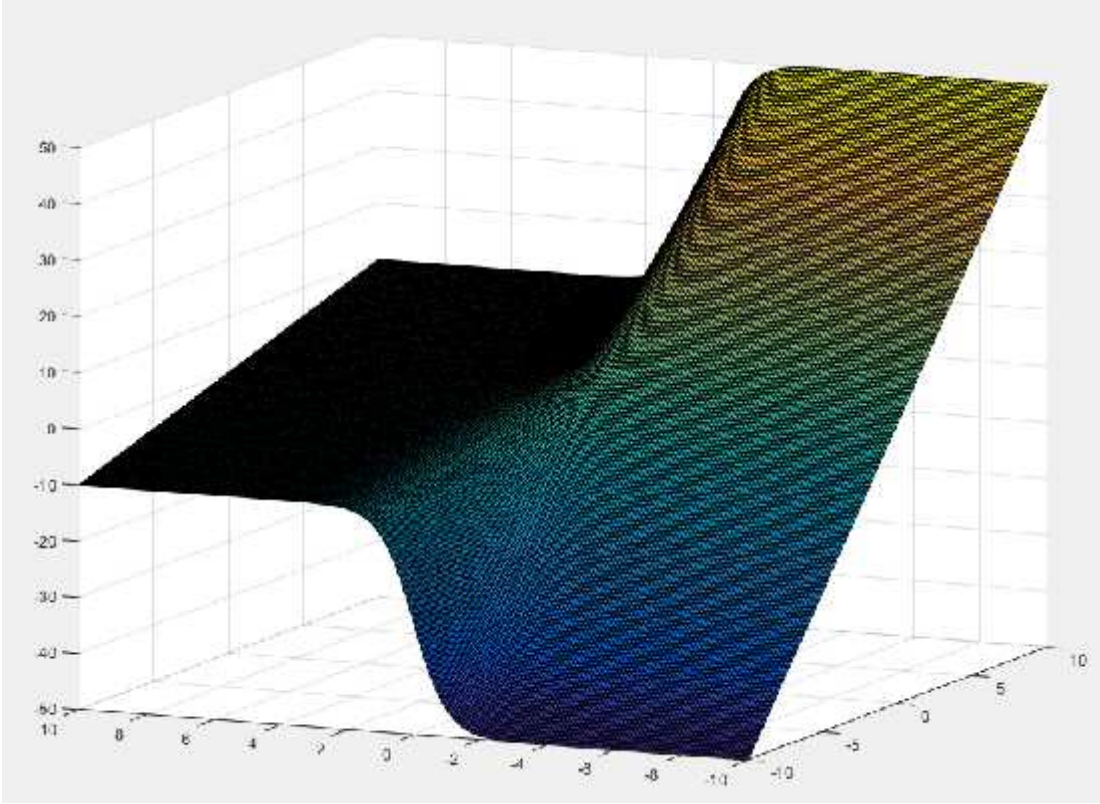
`sigm_pieewise`($\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}$) = $\text{TF}(S_+(\vec{x}; \vec{w}_+), S_-(\vec{x}; \vec{w}_-), S_h(\vec{x}; \vec{h}); k), k > 0$.



. 2.3. `sigm_pieewise`

, $\text{TF}(S_+, S_-, S_h; k)$
 (k),

, $S_- = CS_+$, $-$.
 $C = 5$ $k = 2$,
 . 2.4.



. 2.4. $C = 5$ $k = 2$

2.4.2

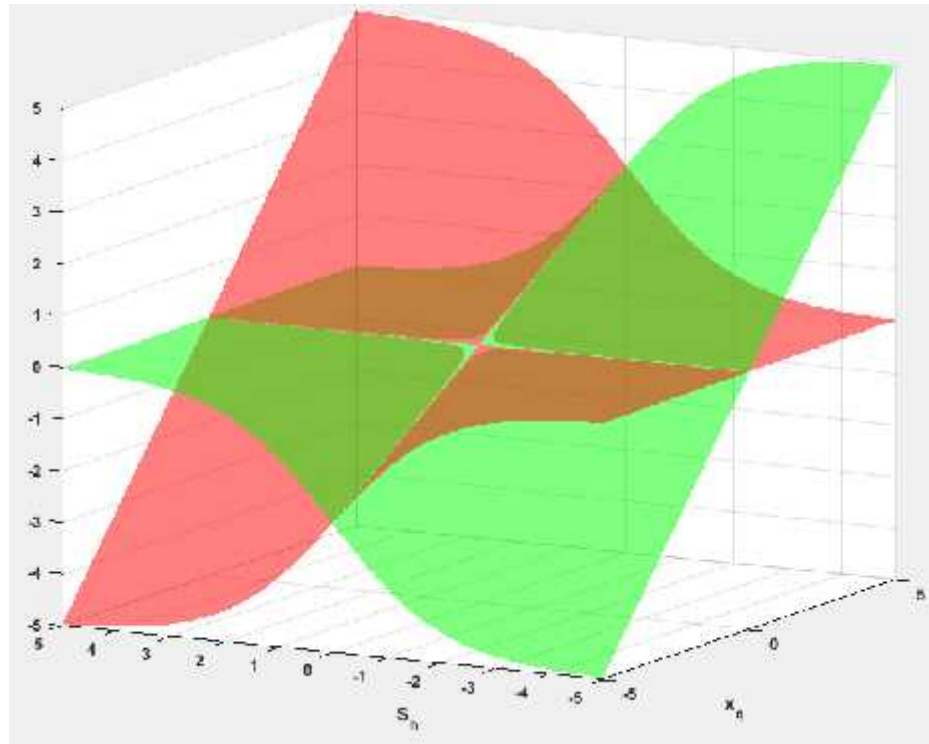
Sigmoid Piecewise

Sigmoid Piecewise

,
 ,
 ,
 :
 .

$$\frac{\partial f}{\partial w_{+q}} = \frac{x_q}{1 + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}}}, \quad \frac{\partial f}{\partial w_{-q}} = \frac{x_q}{1 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}}}, \quad \frac{\partial f}{\partial h_q} = kx_q \left(\frac{\vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x}}{2 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}} + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}}} \right).$$

 $\partial f / \partial w_{+q}$
 $\partial f / \partial w_{-q}$ x_q $S_h = \vec{h}^T \vec{x} \ (k=1)$ (. 2.5).

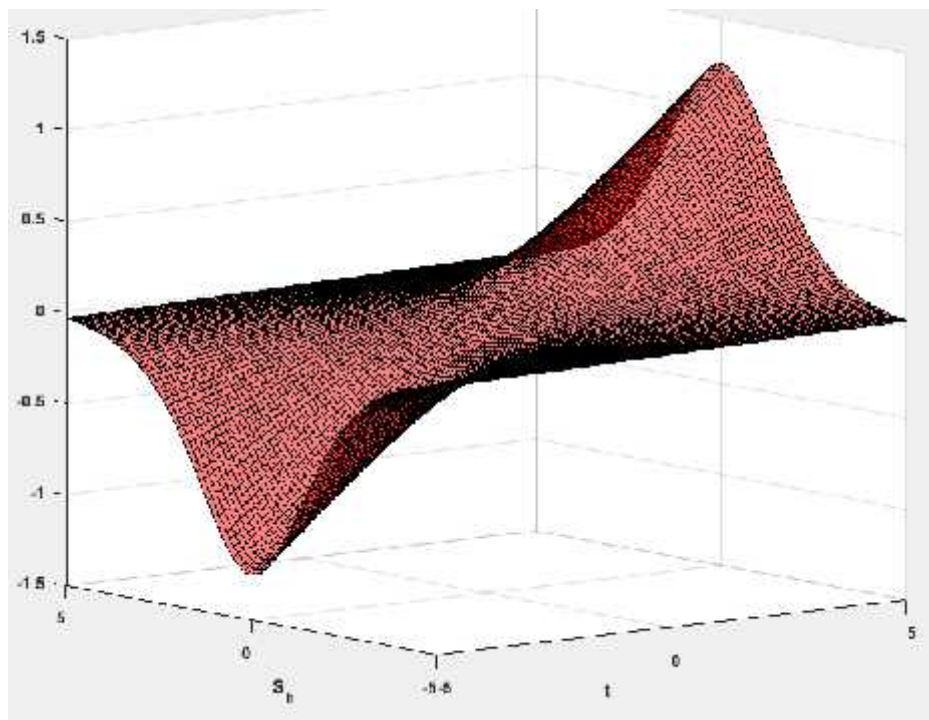


. 2.5.

$$S_h = \vec{h}^T \vec{x} \quad (k=1) \quad \frac{\partial f}{\partial w_{+q}} \quad \frac{\partial f}{\partial w_{-q}} \quad x_q$$

$$\frac{\partial f}{\partial h_q}$$

$$t = kx_q(\vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x}) \quad S_h = \vec{h}^T \vec{x} \quad (k=1) \quad (\quad . 2.6).$$



. 2.6.

$$S_h = \vec{h}^T \vec{x} \quad (k=1) \quad \frac{\partial f}{\partial h_q} \quad t = kx_q(\vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x})$$

«

»

sigm_pieewise

,

$$\frac{\partial f}{\partial w_{+q}} + \frac{\partial f}{\partial w_{-q}}$$

:

$$\frac{\partial f}{\partial w_{+q}} + \frac{\partial f}{\partial w_{-q}} = \frac{x_q}{1 + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}}} + \frac{x_q}{1 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}}} =$$

$$= \frac{x_q(1 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}}) + x_q(1 + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}})}{(1 + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}})(1 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}})} = \frac{x_q(2 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}} + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}})}{2 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}} + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}}} = x_q.$$

:

1.

$$S_h = \vec{h}^T \vec{x},$$

,

$$\vec{h}, \quad \vec{x}.$$

2.

$$\frac{\partial f}{\partial w_{+q}} + \frac{\partial f}{\partial w_{-q}}$$

$$x_q.$$

,

$$S_h$$

:

$$S_h \ll 0 -$$

$$\frac{\partial f}{\partial w_{-q}} \quad x_q, \quad \frac{\partial f}{\partial w_{+q}} - 0;$$

$$S_h \gg 0. \quad S_h \approx 0 -$$

.

3.

$$\frac{\partial f}{\partial h_q} \approx 0 \quad |S_h| \gg 0 \quad \approx kx_q(\vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x}) \quad S_h \approx 0.$$

,

$$\vec{x}$$

—

$$\vec{h}; \quad \vec{x}$$

—

$$\vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x} - \quad \vec{w}_+^T \vec{x} \approx \vec{w}_-^T \vec{x} -$$

$$\vec{h} \qquad ,$$
$$\vec{x}', \qquad \vec{h}^T \vec{x}' = \vec{h}^T \vec{x}$$
$$\vec{x}, \qquad \vec{w}_+^T \vec{x} \qquad \vec{w}_-^T \vec{x} \qquad . \qquad ,$$
$$\vec{h}$$
$$\vec{x}, \qquad \vec{h}^T \vec{x} \approx 0 \qquad \left| \vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x} \right| >> 0 .$$

$$,$$
$$\vec{h}^T \vec{x} >> 0 \quad -$$
$$\vec{h} \qquad ,$$

$$\frac{\partial f}{\partial h_q} \qquad , \qquad :$$

1)

$$- \ll \gg \qquad ,$$
$$,$$
$$- \vec{w}_+ \qquad \vec{w}_-;$$

2)

$$,$$
$$- \qquad -$$
$$- \qquad , \qquad -$$
$$\ll \gg , \qquad ,$$
$$,$$
$$\ll \gg -$$
$$.$$
$$\vec{w}_+ \qquad \vec{w}_- \qquad -$$
$$\vec{h} \qquad .$$
$$\frac{\partial f}{\partial w_{+q}} \qquad \frac{\partial f}{\partial w_{-q}} -$$
$$,$$
$$-$$

Sigmoid Piecewise

 x_q :

$$\frac{\partial f}{\partial x_q} = \frac{kh_q(\vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x})}{2 + e^{kh^T \vec{x}} + e^{-kh^T \vec{x}}} + \frac{w_{+q}}{1 + e^{-kh^T \vec{x}}} + \frac{w_{-q}}{1 + e^{kh^T \vec{x}}} = \frac{\partial f}{\partial h_q} \frac{h_q}{x_q} + \frac{w_{+q}}{1 + e^{-kh^T \vec{x}}} + \frac{w_{-q}}{1 + e^{kh^T \vec{x}}}.$$

,

 $w_{+q} \neq 0$ $w_{-q} \neq 0$.

2.4.3

«

» *ReLU*

[12]

$$\text{ReLU}(\vec{x}; \vec{w}) = \max(0, \vec{w}^T \vec{x}), \quad . 2.7.$$

,

ReLU,

—

Parametric ReLU (PReLU)

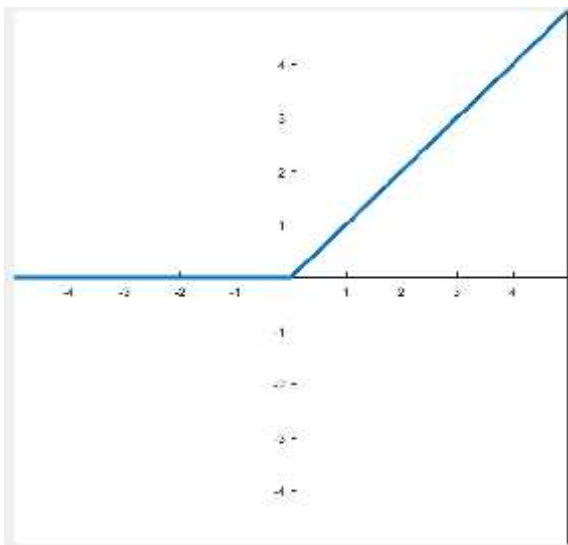
,

:

$$\text{PReLU}(\vec{x}; \vec{w}, a) = \begin{cases} \vec{w}^T \vec{x}, & \vec{w}^T \vec{x} > 0, \\ a * \vec{w}^T \vec{x}, & \vec{w}^T \vec{x} \leq 0, \end{cases}$$

piecewise_linear :

- 1) $\text{ReLU}(\vec{x}; \vec{w}) = \text{piecewise_linear}(\vec{x}; \vec{w}_+ = \vec{w}, \vec{w}_- = \vec{0}, \vec{h} = \vec{w}),$
- 2) $\text{PReLU}(\vec{x}; \vec{w}, a) = \text{piecewise_linear}(\vec{x}; \vec{w}_+ = \vec{w}, \vec{w}_- = a * \vec{w}, \vec{h} = \vec{w}).$



. 2.7.

$$\text{ReLU}(\vec{x}; \vec{w}) = \max(0, \vec{w}^T \vec{x})$$

, $\text{sigm_piecewise}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h})$,

$\text{piecewise_linear}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h})$ – sigm_piecewise

, ReLU PReLU,

.

,

PReLU,

« ReLU- »:

\vec{w} ReLU-

$\vec{x} \in X_t$ $\forall \vec{x} \in X_t : \vec{w}^T \vec{x} \leq 0,$

- \vec{w}

$\vec{0}$ (, -

0). , « » –

0.

ReLU- ,

$\text{sigm_piecewise}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h})$ –

\vec{h} ,

\vec{w}_+ \vec{w}_-

\vec{x} ($\vec{h}^T \vec{x}$).

2.4.4

USD EUR (. 2.8) [38].

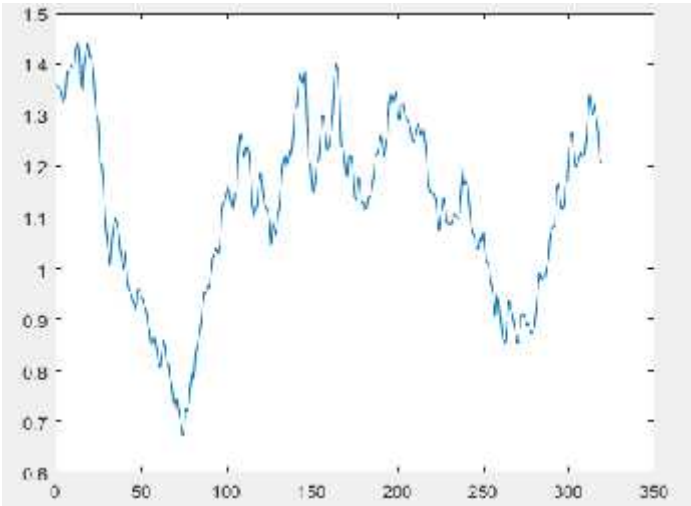
$< X_t, y : X_t \rightarrow \Re >$

$m=5$ $k=4$ –

g_{i+4} $g_{i-4}, g_{i-3}, g_{i-2}, g_{i-1}, g_i.$

$\hat{g}_{i+4} = g_i$

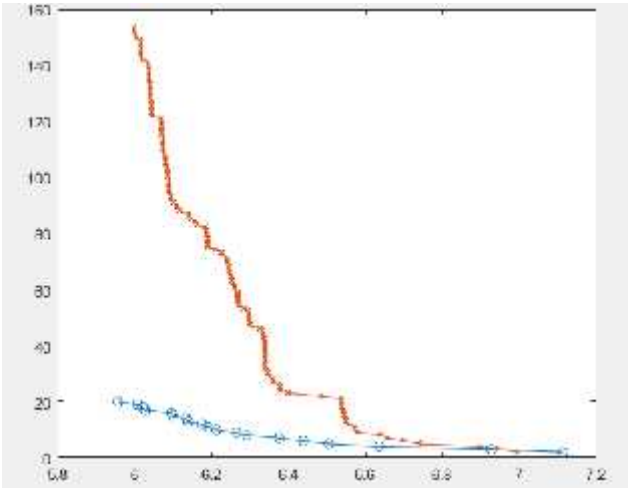
$MSE_{\text{naive}} = 7.16 \cdot 10^{-2}.$



. 2.8. USD EUR

,
 $MSE_{\text{target}} = 5 \cdot 10^{-2}$, « » ,
 ,
 ,
 « » ,

(. 2.9).

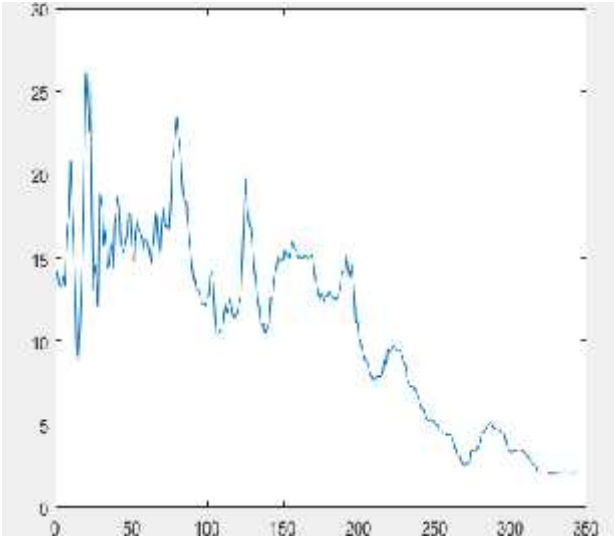


. 2.9.

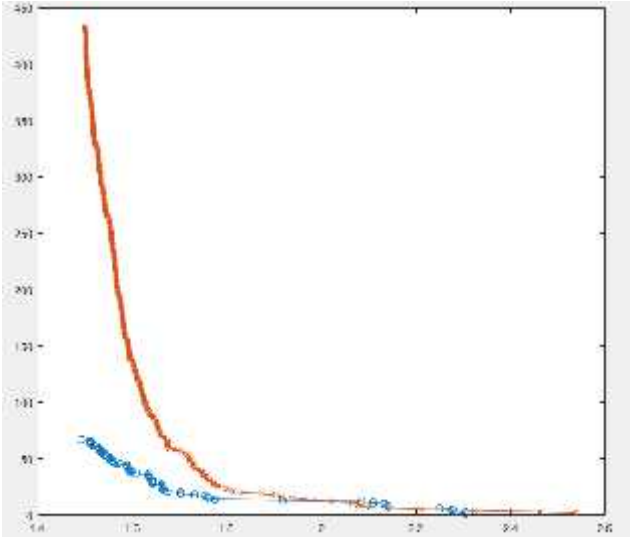
,
 $MSE_{\text{reshold}} \approx 6.5 \cdot 10^{-2}$
« » ReLU
sigm_pieewise,

— , , sigm_piecewise
— ,
 MSE_{treshold} sigm_piecewise
, « » ReLU.

, 1969–1994 (. 2.10 2.11).



. 2.10.



. 2.11.

, ,

ReLU , —
SP

$\langle X,y:X\rightarrow R\rangle$ $MSE_{naive}=2.9157.$

, $MSE_{target}=1.5.$

:

$MSE_{treshold}\approx 1.6$

3

ReLU SP,

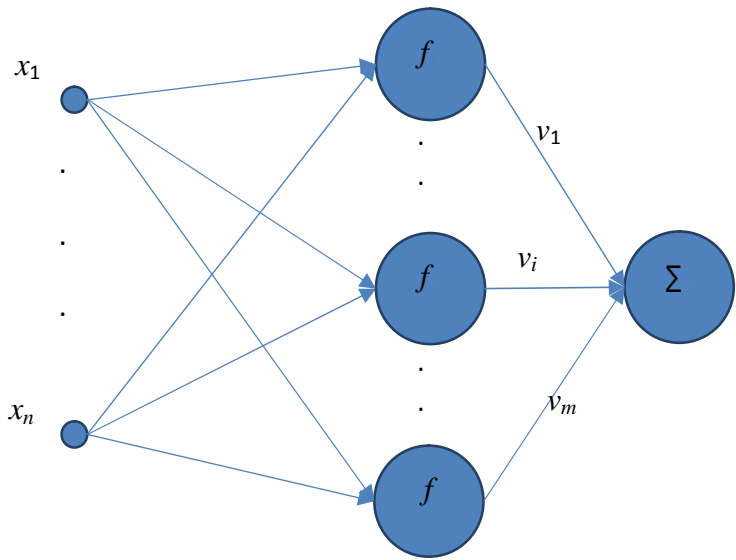
.

2.4.5

sigm_pieewise

sigm_pieewise,

(. 2.12).



. 2.12.

sigm_pieewise

- *pieewise_linear* ,

$$\sum_{j=1}^n v_j \cdot \text{sigm_pieewise}(\vec{x}; \vec{w}_+^{(j)}, \vec{w}_-^{(j)}, \vec{h}^{(j)}),$$

pieewise_linear .

$$\text{pieewise_linear}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h})$$

\vec{h} ,

,

—

,

—

-

-

· ,

-

,

/

,

· , ,

,

,

—

·

,

« » —

,

—

« ».

,

, :

— « » ;

— « » .

,

,

- —

,

-

$\langle X^{(T)}, y^{(T)} : X^{(T)} \rightarrow \mathfrak{R} \rangle$

$\varepsilon > 0$,

m ,

$\vec{w}_1, ..., \vec{w}_m, \vec{v}; \vec{v} \in R^m$,

$\varepsilon :$

$$\forall \langle X^{(T)}, y^{(T)} : X^{(T)} \rightarrow R \rangle, \varepsilon > 0 : \exists m \in N, \vec{w}_1, ..., \vec{w}_m,$$
$$\vec{v} : E \left(X^{(T)}, y^{(T)}, \text{Net}(\vec{x}) = \sum_{i=1}^m v_i f(\vec{x}; \vec{w}_i) \right) \leq \varepsilon.$$

$$, \quad ,$$

-

$$\cdot \quad ,$$

$$f(\vec{x};\vec{w})=\vec{w}^T\vec{x}$$

—

-

$$\vec{x} \, , \quad ,$$

,

$$\varepsilon_{\text{threshold}} \, ,$$

-

.

$$<X^{(\text{T})},y^{(\text{T})}:X^{(\text{T})}\rightarrow\mathfrak{R}>$$

$$<X^{(V)},y^{(V)}:X^{(V)}\rightarrow\mathfrak{R}> \quad ,$$

:

$$1)$$

.

$$2) \qquad i \qquad i \qquad .$$

$$3) \qquad i+1$$

$$, \qquad ,$$

$$, \qquad -$$

$$, \qquad .$$

$$4) \qquad :$$

—

—

$$E^{(V)}(i);$$

—

—

$$E_{\min}^{(V)}(i)=\min_{j=1,\ldots,i-1}E^{(V)}(j).$$

$$5)$$

,

$$\ll \qquad \gg \qquad , \qquad :$$

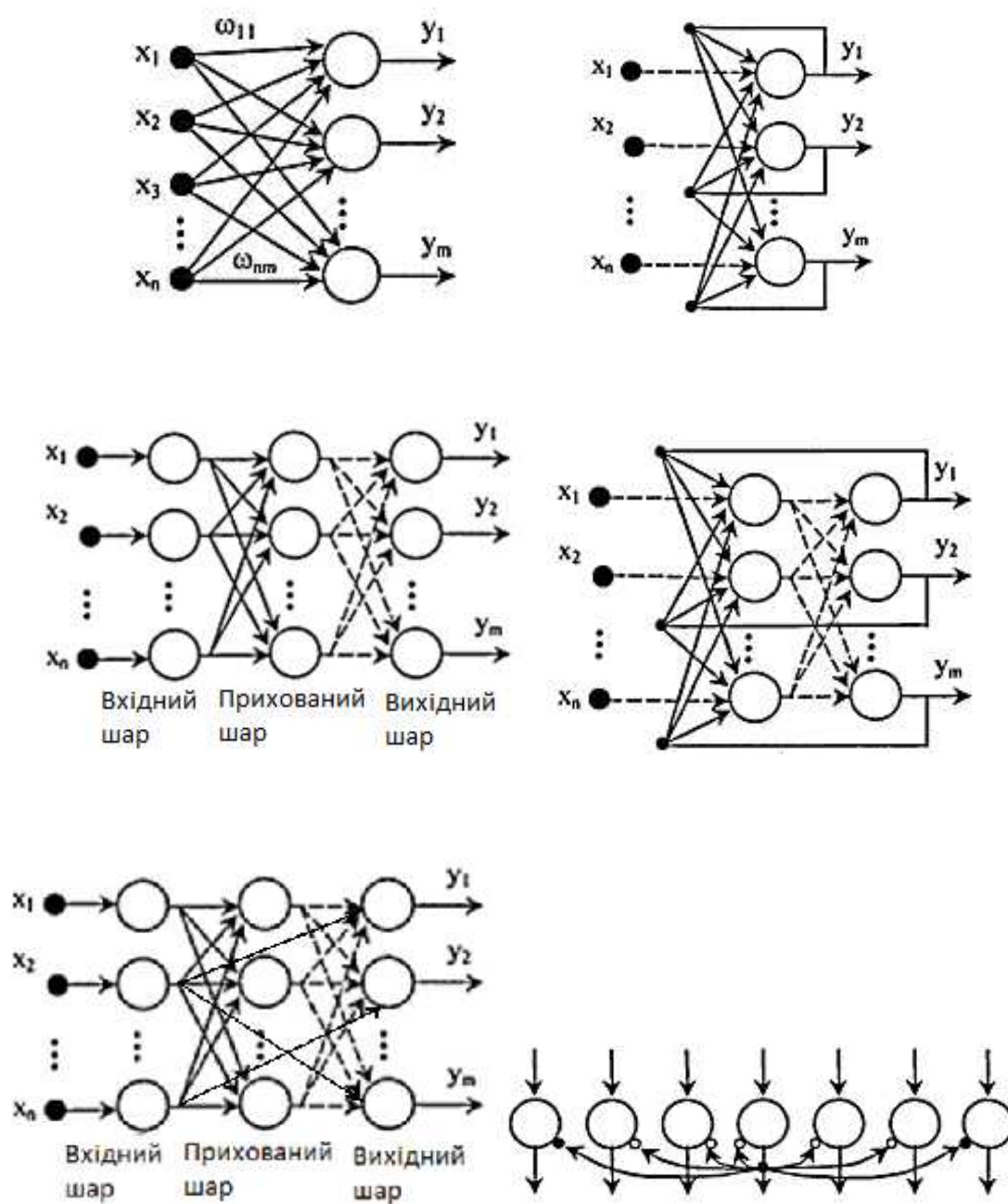
$$E_{\min}^{(V)}(i)\leq a\cdot E_{\min}^{(V)}(i-I),\; a\in(0,1],\; I\in N,\; \forall i>I,$$

a — , —
{0.9,0.99,0.999,...} — $a=0.9$
10%,
 $a=0.99$ — , 1% .
6) ,

,
 — 10 10000 (, , ,), . , , .

2.5 , , (. 2.13).

j -
 $j + S$. , :
($S = 1$); ($S > 1$); ($S = 0$); ($S < 1$).
,
,
(,)
().



. 2.13.

,

: —

, ;

— , ; —

, ; — (,);

— ; — ,

, — ,

.

, (

$$\mathbf{I}=\left\{I_1(x),\, I_2(x)\right\}\rightarrow\mathrm{opt},$$

$$I_1(x)=E\quad (x)-\qquad\qquad\qquad,$$

$$,\qquad\qquad\qquad; \, I_2(x)=S(x)-$$

$$(\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad); \, x=(s,p,q,w)^{\mathrm{T}}; \, s-$$

$$;\, p=\left\{p_i\right\},\, i=\overline{1,s},\, \, p_i-\qquad\qquad\qquad- \qquad\qquad\qquad;\,$$

$$q=\left\{q_{ir,jf}\right\}-\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad;\, \, i\neq j,\, i,j-\qquad\qquad\qquad,\, \, i,j=\overline{1,s};\, \, r,f-$$

$$i\quad j\qquad\qquad\qquad,\, \, r=\overline{1,p_i},\, f=\overline{1,p_j};$$

$$q_{ir,jf}=\begin{cases}1,\\0,\end{cases}\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad,\, w=\left\{w_{ij,k}\right\},\, i=\overline{1,s};\, \, j=\overline{1,p_j},\, \, k=\overline{1,g_{ij}}-$$

$$;\, g_{ij}-\qquad\qquad\qquad-\qquad\qquad\qquad j-$$

.

$$N\qquad\qquad\qquad(\qquad\qquad\qquad),\qquad\qquad\qquad K$$

.

$$,\qquad\qquad\qquad K\qquad\qquad\qquad,$$

:

$$y=f(x)=(f_1(x),f_2(x),\,...,f_k(x))\quad\mathrm{opt},$$

$$x=(x_1,x_2,\,...,x_N)^{\mathrm{T}}\in X-\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad m\qquad\qquad\qquad,$$

$$g(x)=(g_1(x),g_2(x),\,...,g_m(x))\quad 0; \, y=(y_1,y_2,\,...,y_k)-\qquad\qquad\qquad.$$

$$X\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad Y-\qquad\qquad\qquad.$$

$$g(x)\quad 0\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad.$$

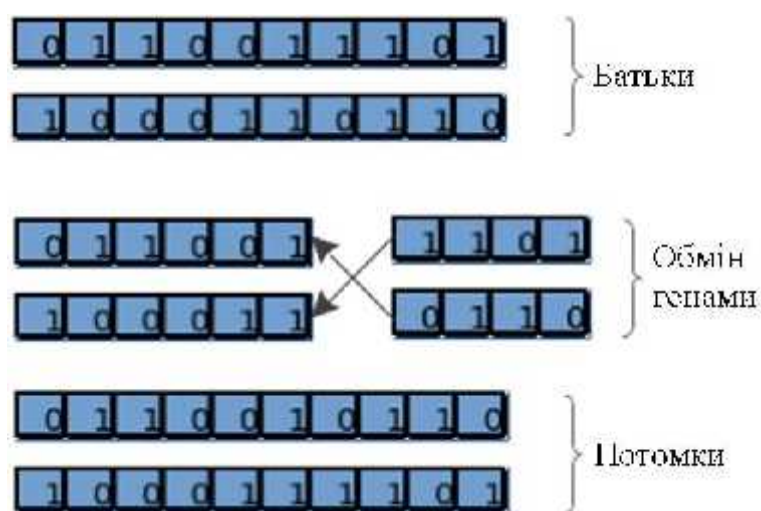
$$D\qquad\qquad\qquad-\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad,$$

$$g\left(x\right)$$

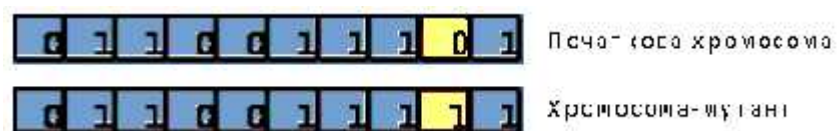
(. *fitness* function).

, , — —
 , , —
 , — . ,
 « »
 .
 (, . *crossover*)
 ,
 (. 2.14 2.15).

. ,
 . ,
 .
 () ()
), ,
 ().
 ,
 .
 () ,
 .
 , ()
), , / .
 , ,
 .
 , ,
 . ,
 ()
 .



. 2.14.



. 2.15.

2.6.3

[13, 14].

· ,

p ,

·

[13, 15]

p ·

0,5 ~ 1,0,

p

0,001 ~ 0,05.

,

p

·

,

,

·

,

,

,

·

,

·

,

,

« »

·

:

(

)

·

,

,

·

,

,

·

1.

p

[34]:

— , [0,10; 0,15].
 ,
 ,
 ,
 .

0,25 0,01.

2.6.4

(
 ,
). , 100 , , ,
 .
 ,
 ,
 .

[34].

G .

G x , ,
 , 0 1,
 .
 , ,
 : 1**0.
 1000, 1010, 1100 1110.

, , 0 1, *,
 , 0 1; *
 « » (don't r). (. *allele*) ,
 . (. *order*)
 . ,

0 1 , , .

:

***	0
101	3
*11	2
1**	1

[17]:

$$populationsize = order \left[\frac{length \cdot 2^{chromosize}}{chromosize} \right],$$

populationsize – ; *length* – ,

; *chromosize* –

(*length* ,),

120 ,

6 , :

[(120·2⁶)/6]=1280. 1280

101000000000, 3. ,

(),

[8]:

$$population_size = order \left[(1 + B^{-1}) \cdot (length + 2) \right],$$

$population_size$ – ; $length$ – ,

; B –

(, 0,05 0,1). ,

6 , B 0,1 3 ,

$$: population_size = 3 \left[(1 + 0,1^{-1}) \cdot (6 + 2) \right],$$

, 264.

, « » ,

« »

(, 30 50 1000). [17]

, , ,

$O(\log N)$, N – . ,

.

.

« » (. bit-wise average convergence measure), [15].

,

:

, (, 90%

), ,

.

2.6.5

:

1) ;

2) ;

3) .

.2.8.2.

,
 .
 ,
 ,
 ,
 ,
 ,
 ().
 .2.8.3.

,
 ,
 ,
 .2.8.4.
 .
 ,
 ,
 ,
 .
 ,

:

1. VEGA –Vector Evaluated Genetic Algorithm [18];
2. FFGA –Fonseca and Fleming’s Multiobjective Genetic Algorithm [19];
3. NPGA –Niched Pareto Genetic Algorithm [11];
4. SPEA –Strength Pareto Evolutionary Algorithm [21];
5. NCGA – Neighborhood Cultivation Genetic Algorithm [22];
6. SPEA2 – SPEA [23].

[22], NCGA SPEA2,

« »

.2.8.5

2.6.6

· :
(, , ,
) (« » ,
« 2», « » + , « 2» +
, ') [40]. « » ,

,
,
(
—)
· ,
:
— ,
:
— : $-F(X)_{opt}, -G(X) < \epsilon$;
— : $F(X)_{opt}, |G(X) - G_{min}| < \epsilon$ min.
,
—
,
·
, « »
·

2.6.7 (« ») -

,
,

[37, 39]:

- ;
- ;
-

.

,

,

,

,

.

« » () ,

• ,

,

« »

.

.2.8.6.

,

,

.

2.6.8 ,

1) :

—

;

—

—

,

,

;

– ;

– neighborhood crossover;

– ()

;

–

;

– « »

.

2)

:

$N($),

$N_A($),

(),

(),

().

: ().

0. : P_0 , :

1) ()

N , .

, $\mathbf{X}(x_1 \dots x_k)$,

.

2) N , .

, (

)

, ,

().

10 , ,

0 $2^{10}=1024$.

, ()

.

$_0 = \emptyset$ $t = 0.$

1. **:**

- [19],

($F)$ $t \quad t$

.

1) $i \in A_t,$

$S(i) \in [0,1),$ « \quad »

(),

$j \in \quad_t,$ $f(i) \quad f(j)$

.

$f_k(i),$ $i-$

$k-$ $, \quad k = \overline{1,m}$

$i-$ $,$

$$f(i) = \sqrt{\frac{f_1(i)^2 + f_2(i)^2 + \ldots + f_m(i)^2}{m}}.$$

$n -$ $A_t,$ $;$

$N -$. « \quad »

$$S(i) = \frac{n}{N+1}.$$

2) $S(i)$ « \quad » (. raw)

$R(i)$ $i,$

« \quad » $j,$

$$R(i) = \sum_{j \in P_i + A_t, \, j > i} S(j).$$

3) $k-$

, - () $k-$

. $,$

-

$k-$ j $($

:

j

$k-$

σ_i^k

$k-$ $k,$

$D(i)$ $i:$

$D(i)=\frac{1}{\sigma_i^k+2}, \quad k=\sqrt{(N+N_A)},$

$N - \quad ; \quad N_A - \quad ; \quad k$

$D(i)<1.$

4) $R(i)$ i $D(i)$ $F(i).$

$F(i)$ $F(i) = R(i) + D(i).$

2.

$t^*=t$ t^*

t^*

$t^*;$

$A_{t+1}.$

1)

1)

:

$$_{t+1}=\left\{i\left|i\in P_t+_t\wedge F(i)<1\right.\right\},\quad i=\overline{1,N}.$$

$$P_t-; \quad _t-; \quad _{t+1}-; F(i)\\ -; N-.$$

$$2)\hspace{10cm} \left(\left|_{t+1}\right|=N_A\right),$$

$$,$$

$$3)\hspace{10cm} :\\)\hspace{10cm} \left(\left|_{t+1}\right|<N_A\right).$$

$$N_A-\left|_{t+1}\right|,$$

$$,$$

$$,$$

$$_t+_t$$

$$N_A-\left|_{t+1}\right|\hspace{1cm} F(i)\geq 1$$

$$_{t+1};$$

$$)\hspace{10cm} \left(\left|_{t+1}\right|>N_A\right).$$

$$,$$

$$_{t+1},$$

$$\left|_{t+1}\right|=N_A:$$

$$-D;$$

$$-d(i,j)$$

$$j.d_i=\min d(i,j)$$

$$D=D\in\,,\quad i=\overline{1,N}.$$

$$,$$

$$,$$

$$\therefore$$

$$-D\hspace{10cm} .\hspace{1cm} ,$$

$$D,;\hspace{1cm}$$

$$-$$

$$,$$

$$\left(\left|_{t+1}\right|=N_A\right).$$

3. .
(

).

4. . ,
.

.

5. .
() .

-

:

1) * [0,1].

.

* > (t), (t) - t ,

.

-

(. 2,

5).

2)

-

« »

,

(.

. 2.14)

:

3) * [0,1].

* > (t), (t)

-

t ,

.

-

(. 4, 5).

4) ,

, . 2.15.

$$5) \quad \overline{CP}$$

$$\overline{MP} \quad (\quad \quad \quad 2.6.3).$$

:

$$p_c(t+1) = p_c(t) + \cdot p_c(t) \quad p \quad (t+1) = p \quad (t) - \cdot p \quad (t), \quad \overline{CP} > \overline{MP};$$

$$p_c(t+1) = p_c(t) - \cdot p_c(t) \quad p \quad (t+1) = p \quad (t) + \cdot p \quad (t), \quad \overline{CP} < \overline{MP},$$

$$- \quad \quad \quad ; \quad \quad \quad [0.10; 0.15].$$

$$6. \quad \quad \quad , \quad \quad \quad ,$$

$$P_t$$

$$7. \quad \quad \quad \cdot \quad \quad \quad t+1 = \quad \quad \quad t = t + 1. \quad \quad \quad t$$

$$, \quad \quad \quad t -$$

$$, \quad \quad \quad , \quad \quad \quad 1.$$

$$8. \ll \quad \quad \quad \gg.$$

$$\ll \quad \quad \quad \gg \quad (\quad \quad \quad) \quad \quad \quad ,$$

.

$$1) \quad \quad \quad , \quad \quad \quad (\quad \quad \quad) \quad \quad \quad .$$

$$2) \quad \quad \quad Y = \{y_1, \dots, y_k\}, \quad \quad \quad y$$

$$- \quad \quad \quad X, \quad i = \overline{1, k},$$

$$k - \quad \quad \quad .$$

$$3)$$

$$Y, \quad \quad \quad 1$$

$$Y^* \quad \quad \quad .$$

$$4) \quad \quad \quad F(Y^*) < F(X) \quad (\quad \quad \quad), \quad \quad \quad ,$$

$$\quad \quad \quad . \quad \quad \quad 1 \quad \quad \quad 8$$

$$, \quad \quad \quad \ll \quad \quad \quad \gg \quad \quad \quad , \quad \quad \quad .$$

$$5) \quad \quad \quad , \quad \quad \quad = Y^*. \quad \quad \quad 2 \quad \quad \quad 8.$$

9.

1) $\{C_i\}_{i \in I}$.

2) $|C_i| \leq N$, $|I| = 5$, $|C_i| = 9$,
3) $|C_i| = 9$.

3) d_c .

$$d_c = \inf_{C_i, C_j \in \mathcal{C}} \|C_i - C_j\| ,$$

$$d_c = \frac{1}{|C_i| \cdot |C_j|} \sum_{c_i \in C_i, c_j \in C_j} \|c_i - c_j\| ,$$

$$\| \cdot \| \text{ (norm)} \quad (\quad)$$

$$c_i = c_j, \quad \| \cdot \|$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_k) \quad y = (y_1, y_2, \dots, y_k) -$$
$$X = Y,$$

$$\|X - Y\| = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2} .$$

4) $C_i = C_j \in \mathcal{C}$ d_c .

$$C_{ij} = C_i \cup C_j .$$

2.

5) $\{C_i\}_{i \in I}$,
. $\{C_i\}_{i \in I}$,
.)

.

—

,

3.2.4 3.4.4.

2.6.9

- (. 2.6.8).

· , ,

$$W_i\left(r_1, r_2, ..., r_n, \left\{w_{1_2_j}\right\}_{\substack{i=r_1 \\ j=r_2 \\ i=1 \\ j=1}}^{i=r_1}, ..., \left\{w_{(n-1)_k, n_g}\right\}_{\substack{g=r_n \\ k=1 \\ g=1}}^{k=r_{n-1}}\right),$$

r_1 , ... r_p p -

$(p=\overline{1, n}); \left\{w_{(n-1)_k, n_g}\right\}$ - $(n-1)$ - n - .

-

·

S_n .

2 8.

,

-

,

3.2.5 3.4.4.

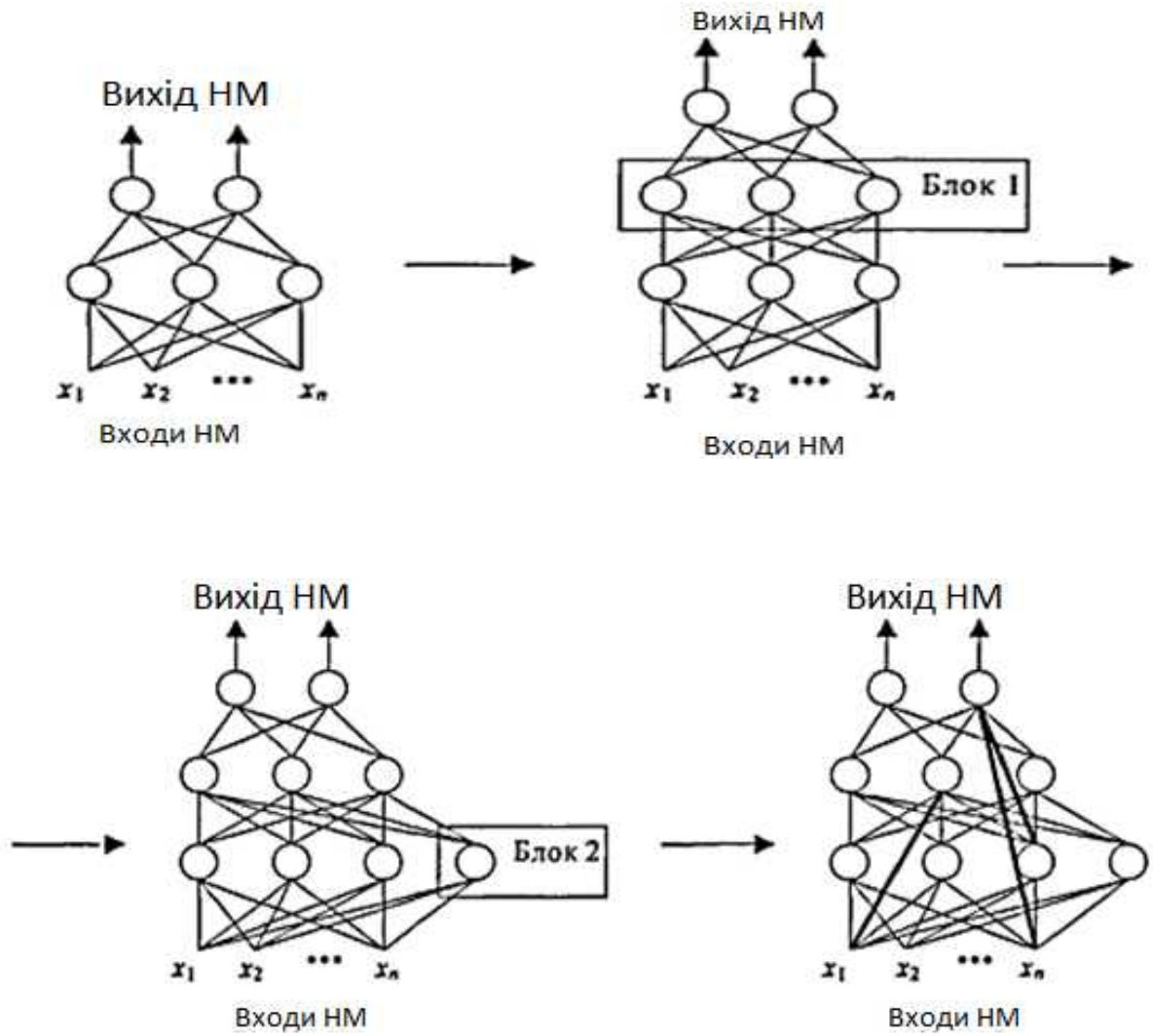
2.6.10

(2.5.2–2.5.7) - (.

3.2.4 3.4.4). ,

:

, , , (.2.16)



. 2.16. , , : –

; – ; –

; – ,

,

:

(, , , :
,) .2.16.

2.6.11

,

2.6.11.1

,

(), ,

· ,

,

—

·

,

,

·

,

,

·

« »,

·

,

,

,

,

,

,

(,

,

,

,

,

’),

’ ,
.

:

’
;
’
.

,

’ .

:

,

.

,

:

(,
) (,
) .

,

,

.

(),

,

,

,

.

,

.

,

,

,

,

.

2.6.11.2

,

,

.

1.

M ,

.

,

,

,

.

2.

$\mu_j = 0, (i -$

;

$j -$

$, \quad i = \overline{1, n_1}; j = \overline{1, n_{2i}}; n_1 -$

$; n_2 - \quad i - \quad)$

$h_{ij}.$

,

.

,

.

3.

,

,

.

4.

$i = \overline{1, n_1}, \quad j = \overline{1, n_{2i}},$

$$\mu_{ij_k} = \mu_{ij_k} + \tau,$$

$k -$

$k = \overline{1, N}; \tau -$

.

5.

(-) ,

. 6.

. 15.

6.

, , .

7.

, $\eta_{ij}, i = \overline{1, n_1}, j = \overline{1, n_{2i}}$.

, (0)
 $n_0/n, \quad n_0 -$;
 $n -$, .

8.

η^* (),
 S .

. 13.

9.

S -

10.

, S - ,
 -

11.

, , ,
, , ,
 , , ,
 , , ,

. 13.

12. $h_{ij}.$

. 6.

:

$$\mu_{ij_k} = \mu_{ij_k} + \tau_r, \quad i = 1, 2, \dots, N,$$

τ_r — ,
, .

13. ,
.
.
. 3 .

,
()
, ()
.

14.
. 3. ,
, (),
()

$$h_{ij}.$$

() .
()

.
 μ , μ — ,

$$h_{ij},$$

15. .

16. , /

.

17. « » « »

, . 3.

Python

Keras, Tensorflow. .

Mnist.

(60000) (10000).

—

28 28, 784 .

3 50

10 .

:

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
flatten_1 (Flatten)	(None, 784)	0

hidden_1 (Dense)	(None, 50)	39250

hidden_2 (Dense)	(None, 50)	2550

hidden_3 (Dense)	(None, 50)	2550

output (Dense)	(None, 10)	510
=====		
Total params: 44,860		
Trainable params: 44,860		
Non-trainable params: 0		

flatten_1 -
hidden_1/2/3 -
output -

2- .

, :

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
flatten_1_input (InputLayer)	(None, 28, 28)	0

flatten_1 (Flatten)	(None, 784)	0

hidden_1 (Dense)	(None, 43)	33755

hidden_2 (Dense)	(None, 42)	1848
hidden_3 (Dense)	(None, 39)	1677
output (Dense)	(None, 10)	400
=====		
Total params: 37,680		
Trainable params: 37,680		
Non-trainable params: 0		

43, 42 39

Train on 60000 samples, validate on 10000 samples

Epoch 1/5

- 2s - loss: 0.3937 - acc: 0.9026 - val_loss: 0.2503 - val_acc: 0.9320

Epoch 2/5

- 2s - loss: 0.1849 - acc: 0.9477 - val_loss: 0.1915 - val_acc: 0.9480

Epoch 3/5

- 2s - loss: 0.1464 - acc: 0.9576 - val_loss: 0.1650 - val_acc: 0.9530

Epoch 4/5

- 2s - loss: 0.1274 - acc: 0.9626 - val_loss: 0.1587 - val_acc: 0.9573

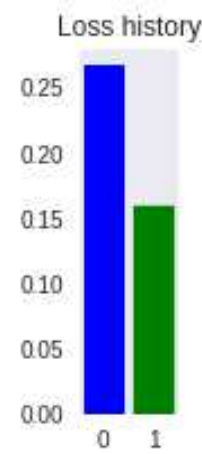
Epoch 5/5

- 2s - loss: 0.1142 - acc: 0.9659 - val_loss: 0.1595 - val_acc: 0.9550

=====

Model loss after retraining: 0.15952704775482415

=====



keras

3-

:

Final model:		
Layer (type)	Output Shape	Param #
flatten_1_input (InputLayer)	(None, 28, 28)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 784)	0
hidden_1 (Dense)	(None, 26)	20410
hidden_2 (Dense)	(None, 29)	783
hidden_3 (Dense)	(None, 26)	780
output (Dense)	(None, 10)	270
Total params: 22,243		
Trainable params: 22,243		
Non-trainable params: 0		

3 26, 29 26

48%, 42% 48%

46%.

().

,	,	, %
(TSK)	7,5	80,6
TSK+	19	86,4

2.7.2

, 2.7.1,
[24].

1. ,
Y.
2. ,
Y –
, X (
).
3. X X
.
, (),
[26].
, :
, .
, .
, .
.
. 2.19.
,
,

само для довготривалої пам'яті, де навчальна збіжність більша, але проявляє підвищену ємність і має більш виражений аттрактор.

Для того щоб зменшити час на вивчення асоціації, ємність пам'яті має бути скорочена. Одним із способів досягнення цієї мети є введення параметра давності ($0 \leq \beta \leq 1$). Цей параметр видаляє з пам'яті асоціації, які недостатньо закріплені. Отримане правило навчання після модифікації визначається за формулою:

$$W(k+1) = \beta W(k) + \eta [y(0) - y(t)] [x(0) + x(t)]^T,$$

$$V(k+1) = \beta V(k) + \eta [x(0) - x(t)] [y(0) + y(t)]^T.$$

Якщо $\beta = 1$, то навчання здійснюється у такий же спосіб, як у рівнянні (2.2). Це правило навчання можна спростити до наступного рівняння Хебба/антиХебба у випадку автоматичного об'єднання, коли $y(0) = x(0)$:

$$W(k+1) = \beta W(k) + \eta [x(0)x(0)^T - x(t)x(t)^T]^T,$$

$$V(k+1) = \beta V(k) + \eta [y(0)y(0)^T - y(t)y(t)^T]^T.$$

Подальшим розвитком архітектури ГНМ є побудова ансамблю.

2.8 Структурно-параметричний синтез ансамблю модулів гібридних нейронних мереж

2.8.1 Огляд методів побудови ансамблів штучних нейронних мереж

Ансамблем нейронних мереж називається група топологій, об'єднаних в єдину структуру, які можуть відрізнятись архітектурою, алгоритмом навчання, критеріями навчання і типами утворюючих нейронів [20, 21, 27]. В іншому варіанті під терміном ансамбль розуміється «об'єднана модель», виходом якої є функціональна комбінація виходів окремих моделей [28].

Вхідні дані можуть розбиватись на певні групи для обробки різними ШНМ чи подаватись на всі мережі одночасно.

— , , .

[21]: , ,

(), ,

().

, .2.16 [28].

2.16

,

1	2	3
		. « ».
	.	. , « ».
		. ,

1	2	3
		<div></div>
		<div></div>

		， ， .
--	--	-------------

[30],

·
:
— ，
;
— ，
;
— ；
— ；
— .

·
· [31]
·
·

[27].

， —
，
()，
· ，
，
，
·
·

2.8.2

(, . .1.3)

(,).

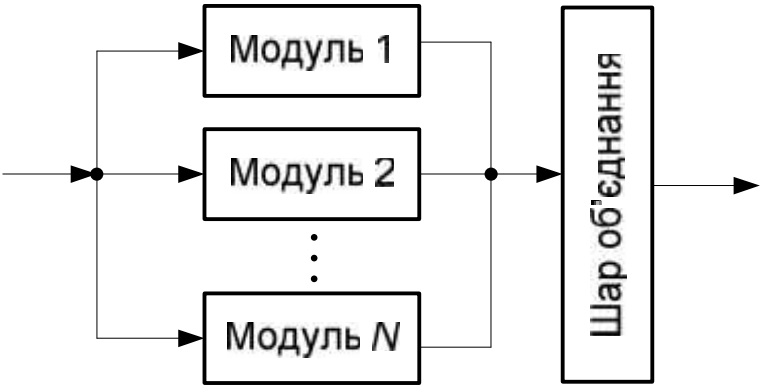
. 2.21.



. 2.21.

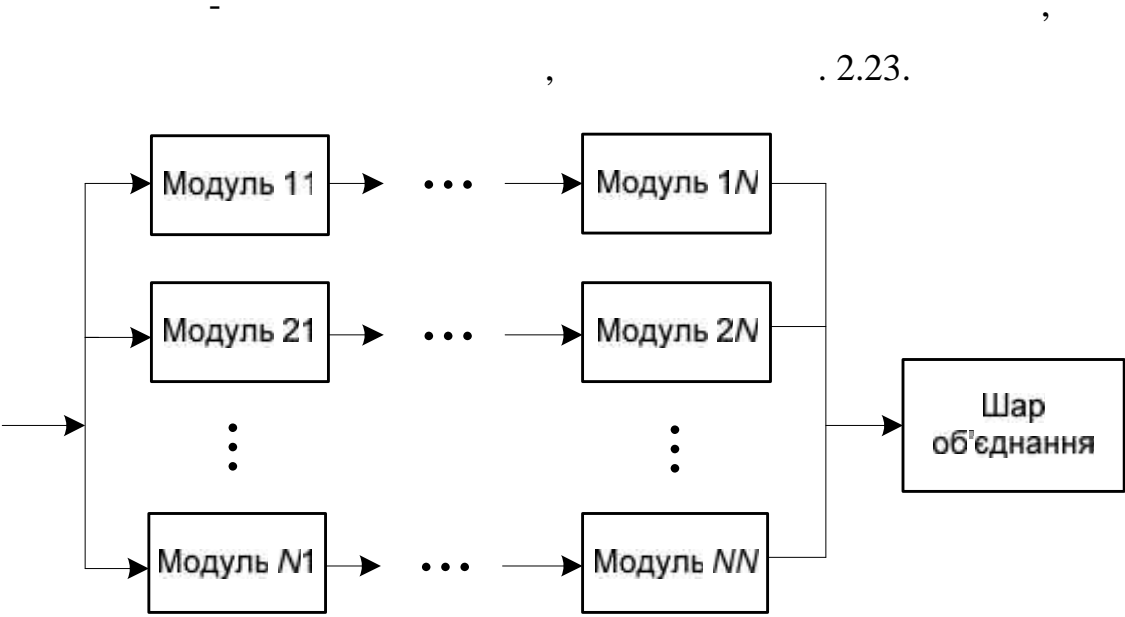
2.8.3

. 2.22.



. 2.22.

2.8.4 -



. 2.23. -

2.8.5

, .

,

()

,

.

,

(. 2.16)

.

,

,

,
 .
 ().
 (Pruning),
 ,
 ().
 .2.16, , (agging)
 :
 – (bias),
 ;
 – , -
 (), .
 ,
 ;
 – ;
 – .
 $D = \{d_1, ..., d_N\}$ N , $d_i = \{(x_i,y_i) \mid i \in [1,$
 $N]\}$, i - ,
 $C = \{c_1,...,c_M\}$ - , $c_i(x_j)$ i - j -
 , $V = \{v^{(1)},...,v^{(N)} \mid v^{(i)} = [v^{(i)}_1 ,...,v^{(i)}_L], i \in [1, N]\}$,
 $v^{(i)}_{j-}$ j - i -
 (), L -
 .
 $C = \{c_1,$
 $..., c_M\}$,
 , - .
 , 2.7,
 ().

,
 .
 ,
 —
 :
 n
 $x_1, x_2, ..., x_{n-1}, x_n,$ n
 ,
 $[1, \quad n],$ « » $x_k,$
 « » ().

,
 .
 .
 :

- 1) $(\quad_1, \quad_1), \quad ..., \quad (\quad_m, \quad_m)$
 $y \in \{1, ..., k\}.$
- 2) t - $D_t.$
- 3) (\quad) t $h_t,$
 $D_t.$

.
 $c_i \quad c_j,$ $N^{(01)}$,
 $c_i,$ $c_j.$ $N^{(10)}$
 $N^{(01)}$ $c_i,$
 $c_j.$,
 $c_j,$ $\text{Div}_{ij} -$
 ,

$$\text{Div}_{i,j} = \frac{N^{(01)} + N^{(10)}}{N}.$$

(2.4)

c_i ,
 $\text{ConDiv}_i,$ c_i

(2.4)

$$\left(\begin{array}{c} c_i, \end{array} \right)$$

$$\text{ConDiv}_i = \sum_{j=1}^M \text{Div}_{i,j}.$$

(2.5)

,

c_i

$$\text{ConDiv}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(M - v_{c_i(x_k)}^{(i)} \right),$$

$$N -$$

$$;$$

$$-$$

$$;$$

$$v_{c_i(x_k)}^{(i)} -$$

c_i

.

$$M - v_{c_i(x_k)}^{(i)} -$$

,

$$c_i$$

.

:

1)

;

2)

;

3)

;

4)

.

[20]

: 1)

,

-

; 2)

,

,

$$\begin{aligned} & \cdot \quad , \quad \left(V_{\text{sec}}^{(j)} - v_{\text{max}}^{(j)} \right) \\ & v_{\text{max}}^{(j)} \quad , \quad , \\ & (2.8). \quad v_{\text{max}}^{(j)} \quad \left(v_{\text{max}}^{(j)} - v_{c_i(x_j)}^{(j)} \right) \\ & , \quad (2.7). \\ & c_i(x_j) \quad y_j \text{ IC}_{(j)}^i \\ & \text{IC}_i^{(j)} = v_{\text{correct}}^{(j)} - v_{c_i(x_j)}^{(j)} - v_{\text{max}}^{(j)} , \quad (2.9) \\ & v_{\text{correct}}^{(j)} - \quad d_j. \quad \ll \\ & \quad \gg, \ll \quad \gg \\ & v_{\text{correct}}^{(j)} - v_{c_i(x_j)}^{(j)} , \\ & c_i(x_j). \quad (2.7), \quad (2.8) \quad (2.9) \\ & (2.6), \quad c_i; \end{aligned}$$

$$\text{IC}_i = \sum_{j=1}^N \left(a_{ij} \left(2v_{\text{max}}^{(j)} - v_{c_i(x_j)}^{(j)} \right) + \beta_{ij} v_{\text{sec}}^{(j)} + \theta_{ij} \left(v_{\text{correct}}^{(j)} - v_{c_i(x_j)}^{(j)} - v_{\text{max}}^{(j)} \right) \right), \quad (2.10)$$

$$\begin{aligned} \alpha_{ij} &= \left\{ \begin{array}{ll} 1 & c_i(x_j) = y_j \quad c_i(x_j) \\ 0, & . \end{array} \right. ; \Big\} \\ \beta_{ij} &= \left\{ \begin{array}{ll} 1, & ci(x_j) = y_j \quad c_i(x_j) \\ 0, & . \end{array} \right. ; \Big\} \\ \theta_{ij} &= \left\{ \begin{array}{ll} 1, & c_i(x_j) \neq y_j; \\ 0, & . \end{array} \right. \Big\} \end{aligned}$$

(2.10)

$$\begin{aligned} & , \\ & , \\ & (\quad) \quad : \end{aligned}$$

$$f=\sum_{i=n}^nw_if_i(x),$$

(2.11)

$$w_i,\,i=\overline{1,n}$$

$$w_i=\frac{c\big(f_i(x)\big)}{\sum\limits_{i=n}^nc\big(f_i(x)\big)},$$

(2.12)

$$e\quad c(f_i(x))=\begin{cases}f_i(x),&f_i(x)\geq 0.5,\\1-f_i(x),&,\\&f\quad-\end{cases}$$

(C)

.

,

,

,

,

.

:

1)

$$(x_1,y_1),..., (x_m,y_m)$$

$$y\in\{1,...,k\}.$$

2)

$$t\quad-\quad D_t.$$

3)

$$(\quad)\quad t\quad h_t,$$

$$D_t.$$

4)

$$c_i\quad j-$$

$$d_j.$$

4.1.

$$c_i(x_j)\quad y_i,\quad c_i$$

$$c_j$$

4.1.1.

$$c_i\big(x_j\big),$$

(2.7).

4.1.2. $c_i(x_j)$,

(2.8).

4.2. $c_i(x_j)$ y_i ,

(2.8).

5) c_i

(2.10), 4

.

6) (c_i, IC_i) OL .

7. p , C ,

.

, , , ,

.

8. , p

.

9. ,

(2.12).

. ,

,

.

,

, .

,

,

,

[17].

— , ,

. ,
 (,
) ,
 . ,
 (. pruning).
 (. Reduce-Error Pruning),
 (. Kappa Pruning), (.
 Margin Distance Minimization) (.
 Orientation Ordering).

,
 . ,
 , .

(. Complementary Measure),
 .

1)
 .
 2) S_{u-1} ,
 $c_i(x_j)$, y_i ().

3)
 OL

.
 4) S_u ,
 , :

$$s_u = \arg \max_k \sum_{(\mathbf{x}, y) \in Z_{sel}} \mathbf{I}(y = h_k(\mathbf{x}) \text{ and } H_{S_{u-1}}(\mathbf{x}) \neq y),$$

$h_k(\mathbf{x})$ and $H_{S_{u-1}}$; $I(\bullet)$ –
 $(I(true)=1 \quad I(false)=0); S_u -$,

5) , S_{u-1} , S_u ,

$S_u = \arg \max_k \sum_{(\mathbf{x}, y) \in Z_{sel}} I(|y - H_{S_{u-1}}(\mathbf{x})| - |y - h_k(\mathbf{x})| > threshold).$

6) $3 - 5$
 $S_{u-1}.$

2

1. ,

(); ,

, ;
- ,
;

- , ,

2. ,
() ,
:

, -

-),
3. -
4. ,

1. Arai M. "Bounds on the number of hidden units in binary-valued three-layer neural networks" / M. Arai // Neural Networks, 1993. – Vol. 6. – No. 6. – pp. 855–860.
2. Bifet A. "New ensemble methods for evolving data streams" / A. Bifet, G. Holmes, B. Pfahringer, R. Kirkby, and R. Gavaldá // in Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data mining, 2009. – pp. 139–148.
3. Cheng-Jian Lin. Design of Neuro-Fuzzy Systems Using a Hybrid Evolutionary Learning Algorithm / Cheng-Jian Lin, Yong-Ji Xu // Journal of Information Science and Engineering, 2007. – No.23 – pp. 463–477.

4. Chumachenko E.I. Features of hybrid neural networks use with input data of different types/ E.I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G.A. Sipakov, D.D. Shevchuk // *Electronics and Control Systems*, N 4(42) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 91–97.
5. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFPROX Neural Network // *Electronics and Control Systems*, N 4(50) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 63–66.
6. Chumachenko O. I. Neural networks module learning / O. I. Chumachenko, I. V. Kryvenko // *Electronics and Control Systems*, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80.
7. Fonseca C. M. Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms, / C. M. Fonseca, and P. J. Fleming // *Part I: A unified formulation. Technical report 564*, University of Sheffield, Sheffield, UK, January 1995.
8. Goldberg D. E. A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms / David E. Goldberg, Kalyanmoy Deb, 1991. – pp. 36–57.
9. Goldberg, D. E. Critical Deme Size for Serial and Parallel Genetic Algorithms / D. E. Goldberg, H. Kargupta, J. Horn, and E. Cantu-Paz // (*IlliGAL Report No. 95002*), Illinois Genetic Algorithms Laboratory, University of Illinois, Urbana, Illinois. 1995 – pp. 365–452.
10. Hinton, G. E. A practical guide to training restricted Boltzmann machines / G. E. Hinton // (*Tech. Rep. 2010-000*). Toronto: Machine Learning Group, University of Toronto. 2010. – pp.160–169.
11. Horn J. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. / J. Horn, N. Nafpliotis, D. E. Goldberg // *n Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*. – Vol. 1, Piscataway. 1994. – pp. 82–87.
12. Partalas I. Focused ensemble selection: A diversity-based method for greedy ensemble selection. / I. Partalas, G. Tsoumakas, and I. Vlahavas // *n Proceeding of the 18th European Conference on Artificial Intelligence*, 2008. – pp. 117–121.

13. Schaffer J. D. "Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms" / J. D. Schaffer // in J. J. Grefenstette (Ed.), Proceedings of an International Conference of Genetic Algorithms and Their Applications, Pittsburgh, PA, 1985. – pp. 93–100.
14. Sineglazov V. "Applying Different Neural Network's Topologies to the Forecasting Task" / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // 4th International Conference in Inductive Modelling ICIM', 2013. – . 217–220.
15. Tamon C. "On the boosting pruning problem" / C. Tamon and J. Xiang // in Proceedings of the 11th European Conference on Machine Learning. 2000. – pp. 404–412.
16. Wine Quality Data Set []. – : <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Wine+Quality>.
17. Zhang, Y., Burer, S., Street, W.N.: Ensemble pruning via semi-definite programming. The Journal of Machine Learning Research. 2006. – pp. 1315–1338.
18. Zhenyu Lu. "Ensamble Pruning via Individual Contribution Ordering" / Lu Zhenyu, Wu Xindong, Zhu Xingquan, Josh Bongard // Department of Computer Science University of Vermont, Burlington. NSW. 2007. – pp. 635–745.
19. Zitzler E. "SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm"/ E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele. // in Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich. 2001. – pp. 236–296.
20. . . : , / . . , . . // : , 2004. – 369 .
21. . . : , / . . . – .: , 2001. – 256 . – (« . 4).

22. . . . / . . .
, . . . , . . . – .: , 2001. – 221 .
23. – .: .
, 2012. – 399 .
24. : « » [
]. – : <https://www.mql5.com/ru/articles/1103>
25. . . .
/ . . . , . . . // . – .: –
2012. – 2. – . 57–65.
26. . . .
/ . . . , . . . // . – .: –
2012. – 2. – . 57–65.
27. <http://mnemstudio.org/neural-networks-kohonen-self-organizing-maps.htm>
28. Gonzalo Mart ınez-Muñoz, Daniel Hern andez-Lobato, and Alberto Suárez,
“An Analysis of Ensemble Pruning Techniques Based on Ordered
Aggregation,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine
Intelligence*, Vol. 31, No. 2, February 2009, 245–259.
29. Gonzalo Mart ınez-Muñoz, and Alberto Suárez, “Aggregation Ordering in
Bagging,” in Proc. of the IASTED International Conference on Artificial
Intelligence and Applications. Acta Press, 2004, pp. 258– 263.
30. G. Mart ınez-Muñoz and A. Suárez, “Pruning in ordered bagging
ensembles,” in Proc. of the 23rd International Conference on Machine
Learning, 2006, pp. 609–616.
31. Anne M.P. Canuto, Marjory C.C. Abreu, Lucas de Melo Oliveira, João C.
Xavier Jr., Araken de M. Santos, “Investigating the influence of the choice
of the ensemble members in accuracy and diversity of selection-based and
fusion-based methods for ensembles,” *Pattern Recognition Letters*, 28, 2007,
pp. 472–486.
32. Zhongchen Ma, Qun Dai, and Ningzhong Liu, “Several novel evaluation
measures for rank-based ensemble pruning with applications to time series

- prediction,” *Expert Systems with Applications*, 42, (2015), pp. 280–292.
Journal homepage: www.elsevier.com/locate/eswa
33. Md. Monirul Islam, Md. Abdus Sattar, Md. Faijul Amin, Xin Yao, Fellow, IEEE, and Kazuyuki Murase, “A New Adaptive Merging and Growing Algorithm for Designing Artificial Neural Networks,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, part B: Cybernetics*, vol. 39, no. 3, June 2009, pp. 705–722.
 34. . . / . . //
 - ., – 1979.
 35. . . / . . // ∴ , –
 1979. (45)
 36. . . / . . // ∴ . ,
 - 1983, – 250 .
 37. . . / . . , . .
 - // ∴ , – 2002, – 215 .
 38. Coello Coello Carlos A. An empirical study of evolutionary techniques for multiobjective optimization in engineering design. PhD thesis. Department of computer science, Tulane university. New Orleans, LA, apr 1996.
 39. Coello Coello A. A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization techniques. Laboratorio Nacional de Informatica Avanzada, Veracruz, Mexico, 1998.
 40. . . [] / . .
 - // , 2012, . 786–797,
 - http://www.ssc.smr.ru/media/ipuss_conf/14/7_14.pdf

3

3.1

() –

« ».

,

.

,

.

,

.

(,).

,

,

.

« »,

Deep Learning (),

() 80–90-

,

,

.

,

,

(, ,).

,

,

IT- , Apple, Google, Facebook

,

· ,

« » ,

,

·

,

,

,

·

·

(« »)

· ,

« » (

)

·

·

·

,

()

. 3.1 3.2 [1, 3, 8, 9].

3.2

3.2.1

$J = \{(R_j, Y_j)\}, j = 1, ..., P$ « -

», R_j, Y_j - , .

,

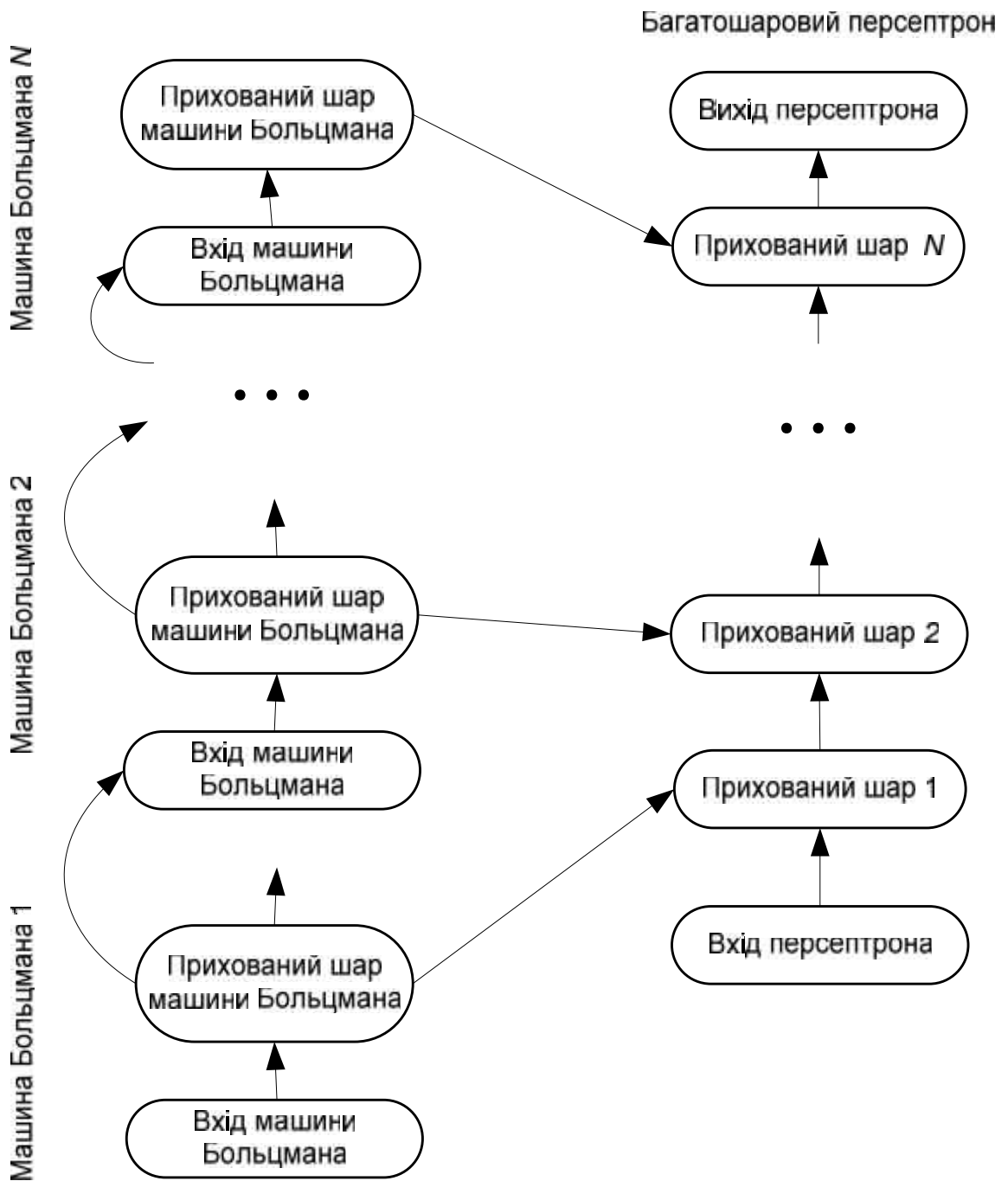
,

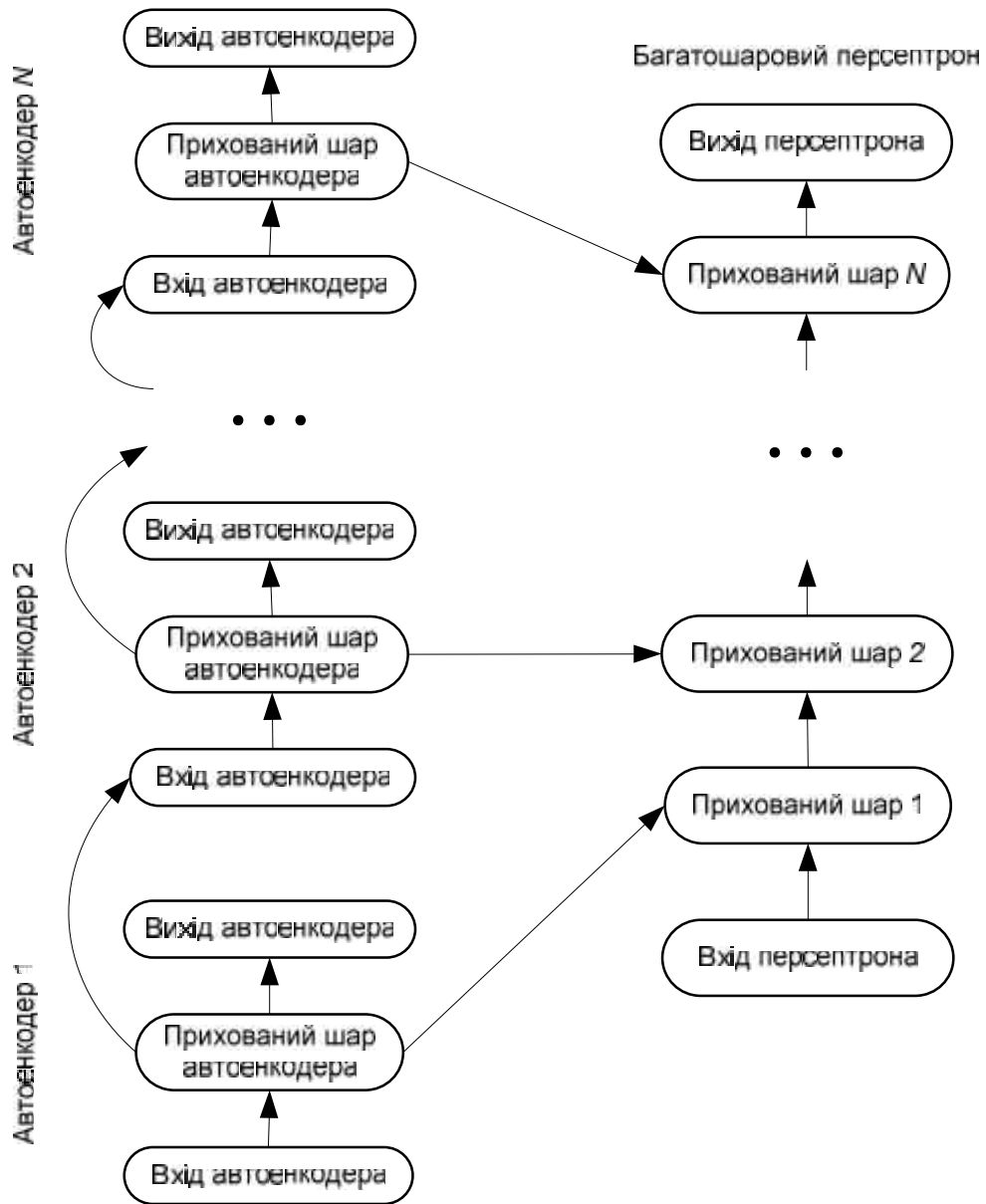
J .

[20].

$$I = [I_1(x), I_2(x)] \text{ opt},$$

$$I_1(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2, \quad I_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2; \quad x = (x_1, x_2, x_3), \quad x_1 - \bar{x}_1, \quad x_2 - \bar{x}_2, \quad x_3 - \bar{x}_3$$





. 3.2.

CATS (for Competition on Artificial Time Series) (. 3.3).

:

—

$$I_1 = \sum_{i=1}^n (y_i - d_i)^2,$$

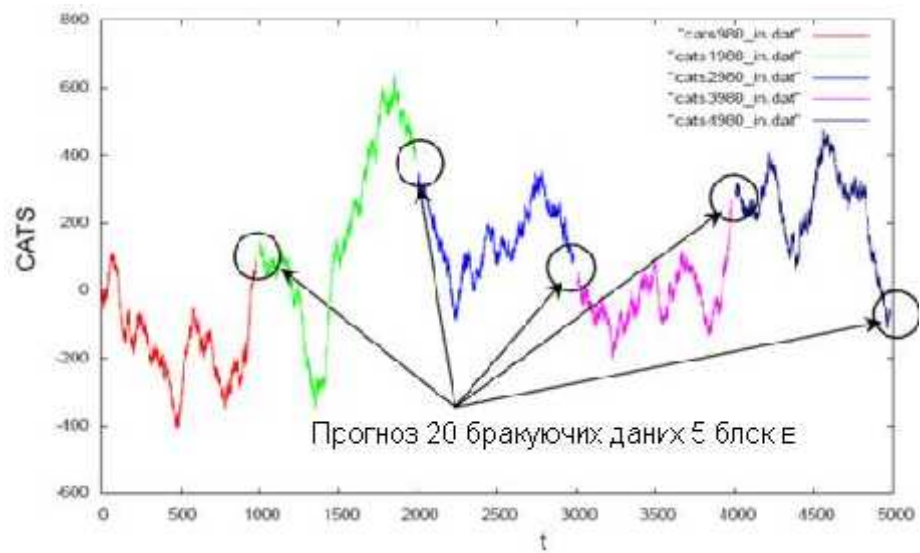
y_i — ; d_i — ; n — ;

— ,

$$I_2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k ij,$$

$ij=1,$, $i-$ $j-$; $k-$

.



. 3.3.

CATS

3.2.2

: [6, 14],
[16, 21].

1. (L)

2.

$$\mathbf{Y}_i(y_1 y_2 \dots y_n),$$

y_1- ; y_k- $k-$
; y_n- , $k = 1...n, i = 1...P.$

- .
- 3.
- $v_i, i = 1, \dots, n$.
- 4.
- $\mathbf{Y}_i(y_1, y_2, \dots, y_n)$,
- $y_l, y_k, \dots, k = 1, \dots, n$.
-
- ,
- $I_1(x), I_2(x)$.
- .
- ,
- 5.
- (,
- Y_i
- ($i = 1, \dots, n$),
- , $\mathbf{Y}_i^{lbest} =$
- .
- 6.
- (,
-).
- \mathbf{Y} ,
- , $\mathbf{Y}^{gbest} =$
- .
- 7.
- $v_i (i = 1, \dots, n)$
- :

$$v_{i,t+1} = v_{i,t} + \varphi_p r_p (Y_i^{lbest} - Y_{i,t}) + \varphi_g r_g (Y^{gbest} - Y_{i,t}),$$

де $v_{i,t}$ – швидкість i -ї частинки для t -ї ітерації алгоритму; $Y_{i,t}$ – вектор i -ї частинки для t -ї ітерації алгоритму; Y_i^{lbest} – локальне найкраще рішення i -ї частинки; Y^{gbest} – глобальне найкраще рішення, знайдене всіма частинками; $r_p r_g$ – випадкові числа з інтервалу $(0, 1)$; $\varphi_p \varphi_g$ – вагові коефіцієнти, які обираються довільно, є аналогами «швидкості навчання» для НМ.

Крок 8. Модифікуємо значення вектора Y_i , який відповідає кожній частинці наступним чином:

$$Y_{i,t+1} = \text{int} [Y_{i,t} + v_{i,t+1}],$$

де i – номер частинки; t – номер ітерації; $\text{int}[\cdot]$ – ціла частинка.

Крок 9. Критерій зупинки. Якщо знайдене на 6-му кроці значення глобального найкращого рішення забезпечує бажану точність $Y^{gbest} < \varepsilon$, чи досягнуто ліміт кількості ітерації $t \geq L$, то закінчуємо процес пошуку. Тоді вектор Y^{gbest} відповідає найкращій знайденій конфігурації НМ, інакше – збільшуємо лічильник ітерацій і переходимо до кроку 4.

У якості генетичного алгоритму використовувався гібридний генетичний алгоритм (див. підрозділ 2.6.8)

Результати моделювання з використанням алгоритмів рою частинок і генетичного алгоритму наведено у табл. 3.1.

Порівняння метода рою частинок і генетичного алгоритму

Метод рою частинок і генетичний алгоритм мають ідентичну ефективність, але оптимальні налаштування алгоритмів відрізняються для кожної задачі і при зростанні розмірності задачі збільшується діапазон значень ефективності алгоритмів.

Метод рою частинок дозволяє досягти прийнятного ефекту за меншу кількість ітерацій та/або з меншими обчислювальними затратами. Зокрема, метод рою частинок вимагає відчутно менше обчислювальних витрат для розв'язання нелінійних необмежених задач.

	$1 < N < 20,$ $P = 10,$	20–18–1	0,381	353
	$100 < L < 5000,$ < 1250	20–13–1	0,463	387

N – ; – ; L – ;
– .
 ,
 .

3.2.3

.
(
,) .
 ,
().
 [16, 21].
(
,
 .

1. ()

2.

3.

$Y_{\text{pso}}^{(i)}$ –
 i - , $W_{\text{ga}}^{(i)}$ –
 $I(Y_{\text{pso}}^{(i)}) < I(W_{\text{ga}}^{(i)})$, ,

4 . 4 .

4 .

$W_{\text{ga_worst}}^{(i)}$ $Y_{\text{pso}}^{(i)}$ $W_{\text{ga_worst}}^{(i)} := Y_{\text{pso}}^{(i)}$ 5.

4 .

$Y_{\text{pso_worst}}^{(i)}$ $W_{\text{ga}}^{(i)}$, $Y_{\text{pso_worst}}^{(i)} := W_{\text{ga}}^{(i)}$ 5.

5. (,
) ,

2.

3.2.4.

2.6.8 ,

, .

,

	1< N < 20, P = 10, 100 < L < 5000, < 1250	20–18–1	0,381	353
		20–13–1	0,463	387
		20–17–1	0,325	329

N – ; – ; L – ;
– .

,
:

$W_i(w_{11}...w_{1k} w_{21}... w_{2k} ... w_{n1}... w_{nk}),$

$w_{11}...w_{1k}$ – ,
; ...; $w_{11}...w_{1k}$ –
–
; ...; $w_{n1}... w_{nk}$ –

,
– , k – ,
().

.

(. 3.4).

W	W	...	W	...	W	W
1	2		p		n-1	n

. 3.4.

		1-	2-	
1	8	15	7	1
2	8	11	10	1
3	8	11	8	1
4	8	13	12	1
5	8	14	13	1

,

,

$\langle N - N1 - N2 - N \rangle$,

$N -$; $N1 -$

; $N2 -$

; $N -$.

, 1 $\langle 8-15-7-1 \rangle$, 2 -

$\langle 8-11-10-1 \rangle$. .

1.

. , 1 ($\langle 8-15-7-1 \rangle$) ,

8 , 15 . .

-

.

S_n . . 3.4.

F

t^* . 3.5.

1	<8-15-7-1>	0,06112	31
2	<8-11-10-1>	0,05378	30
3	<8-11-8-1>	0,05652	28
4	<8-13-12-1>	0,05875	34
5	<8-14-13-1>	0,06674	36

,

F

t.

. 3.5.

3.5

F

1	0,06112	31	5	1/6	1/2+1/2=1
2	0,05378	30	1, 4, 5	1/2	0
3	0,05652	28	1, 4, 5	1/2	0
4	0,05875	34	5	1/6	1/2+1/2=1
5	0,06674	36	-	0	1-6+1/2+1/2+1/6=8/6

2.

.

,

t (,

1)

t^* .

t^*

2 3.

3.

.

(

).

:

- 2;
- 3;
- 1;
- 4;
- 5.

•

•

•

- 2 3;
- 1 4;
- 5 — ,

5. $\frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \right) = \frac{1}{2}$.

5.

$$\vdots$$
$$\begin{array}{ll} : & 2 \text{ (<8-11-10-1>)} & 3 \text{ (<8-11-8-1>)} \\ & : & \\ & 6 \text{ (<8-11-8-1>)} & 7 \text{ (<8-11-10-1>)} \end{array}$$
$$\vdots$$

:	1 (<8-15-7-1>)	4 (<8-13-12-1>)
:	8 (<8-15-12-1>)	9 (<8-13-7-1>)

: 5 (<8-14-13-1>)

: 10 (<8-13-13-1>)

6. ,

$$P_t:$$

- $6 - \langle 8-11-8-1 \rangle;$

- $7 \text{ --- } \langle 8\text{--}11\text{--}10\text{--}1 \rangle;$
- $8 \text{ --- } \langle 8\text{--}15\text{--}12\text{--}1 \rangle;$
- $9 \text{ --- } \langle 8\text{--}13\text{--}7\text{--}1 \rangle;$
- $10 \text{ --- } \langle 8\text{--}13\text{--}13\text{--}1 \rangle.$

7.

$$t \leq 5, \quad t \neq$$

,
:

- $2 \text{ --- } \langle 8\text{--}11\text{--}10\text{--}1 \rangle;$
- $3 \text{ --- } \langle 8\text{--}11\text{--}8\text{--}1 \rangle.$

3.3

3.3.1

— () . $X \text{ --- } , Y$
— $y^* \in Y,$
:

$$X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\},$$

X^m m .

,
, $\in X$ $\in Y$.

3.3.2

— , , ,
,
.

и, следовательно, не имеет смысла. В то же время, если бы это было так, то можно было бы использовать для решения задачи более простые методы, такие как метод наименьших квадратов. Однако, как мы уже видели, это не так. Поэтому, чтобы избежать этой проблемы, необходимо использовать более сложные методы, такие как метод градиентного спуска. Этот метод позволяет находить минимум функции потерь, что и является целью нашей задачи. В результате, мы получаем решение, которое удовлетворяет всем условиям задачи. Таким образом, мы можем сказать, что метод градиентного спуска является эффективным способом решения задачи. В заключение, мы можем сказать, что метод градиентного спуска является одним из самых распространенных методов для решения задач оптимизации. Он позволяет находить минимум функции потерь, что и является целью нашей задачи. В результате, мы получаем решение, которое удовлетворяет всем условиям задачи. Таким образом, мы можем сказать, что метод градиентного спуска является эффективным способом решения задачи. В заключение, мы можем сказать, что метод градиентного спуска является одним из самых распространенных методов для решения задач оптимизации.

3.3.3

3.3.3.1

— () (. Convolutional Neural Network) [11].

1) :
 , :
 ,
 ,
 « » ()
 - .
 ,
 ,
 [11].

2) :

.

() . ,
.
[11].

,
[11].
.

, $x(t) -$ $t \in \mathfrak{R}$ [11].
 $x(t)$ $k(t) -$ $S(t)$,
$$S(t) = (x \cdot k)(t) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)k(t - \tau)d\tau. \tag{3.9}$$

, $t \in Z$,
$$S(t) = (x \cdot k)(t) \equiv \int_{\tau=-\infty}^{\infty} x(\tau)k(t - \tau)d\tau. \tag{3.10}$$

$(i, j) -$ (i, j) $K(t, s)$

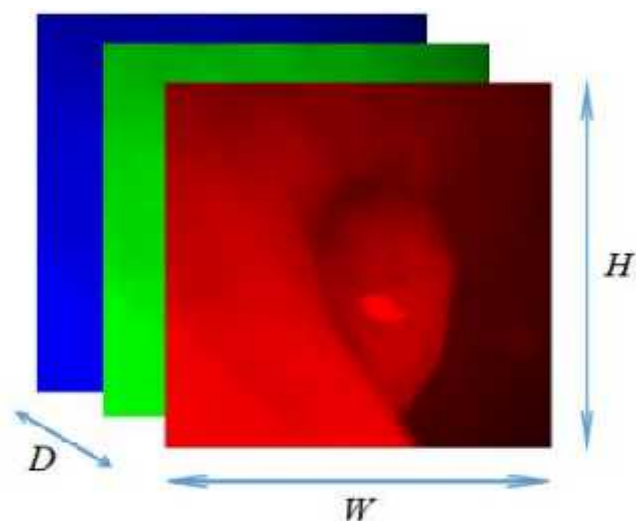
$$S(i, j) = (I \cdot K)(i, j) \equiv \sum_{m=0}^i \sum_{n=0}^j I(m, n)K(i - m, j - n), \tag{3.11}$$

 $m, n -$ (i, j) $i \times j$.

3.3.3.2.

,
.
,
(. feature

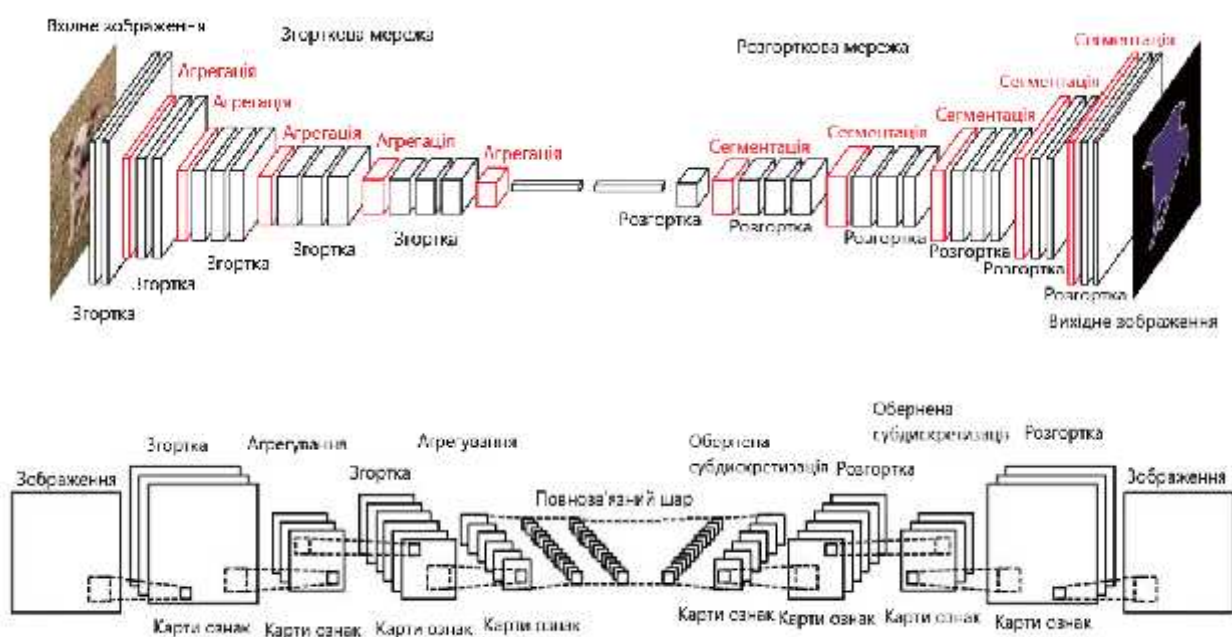
maps),
.
(
,
).
,
,
(
,
).
[11, 12].
(
,
,
,
,
[11, 12].
,
,
 $In=W \cdot H \cdot D,$ (3.12)
 $In -$; $W -$;
 $H -$; $D -$.
. 3.11,
RGB [11, 12].
. 3.12.
,
. 3.13.
,
.
[12].



. 3.11.



. 3.12.

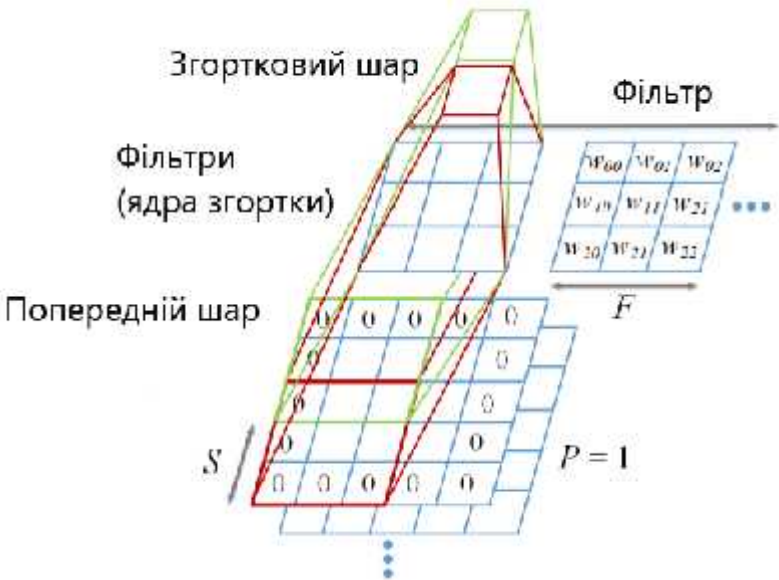


. 3.13.

3.3.3.3

(. Convolutional layer) –

.
() ,
 .
(
 ,
 : $w_{00}, w_{01}, \dots, w_{(F-1)(F-1)}$,
 $F \times F$ –),
 [11].
 . 3.14 [12].



. 3.14.

.
 .
 (30000) 100 100
 3×3 6
 9
 9×6×3 = 162 ,
 ,
 [12].

$$W = (W_p - F + P \cdot 2) / S + 1, \quad (3.13)$$

— $x^l = f(x^{l-1} \cdot k^l + b^l), \quad x^l - l; f(\cdot)$
— ; $b^l -$, *
 $x^{l-1} \quad k^l.$

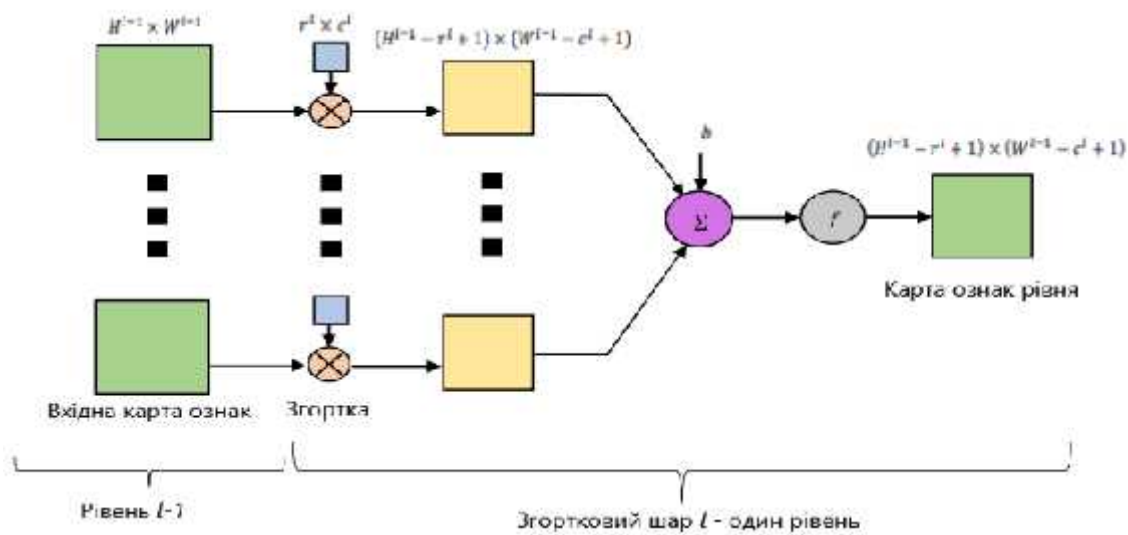
, :

$$x_j^l = f\left(\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m x_i^{l-1} \cdot k_j^l + b_j^l\right),$$

$x_j^l - j$ ($l; f(\cdot) -$; $b_j^l -$
 $j; k_j^l \quad j; x_i^{l-1} -$

; $n, m -$.

. 3.15 [11].



. 3.15. l

. 3.16.

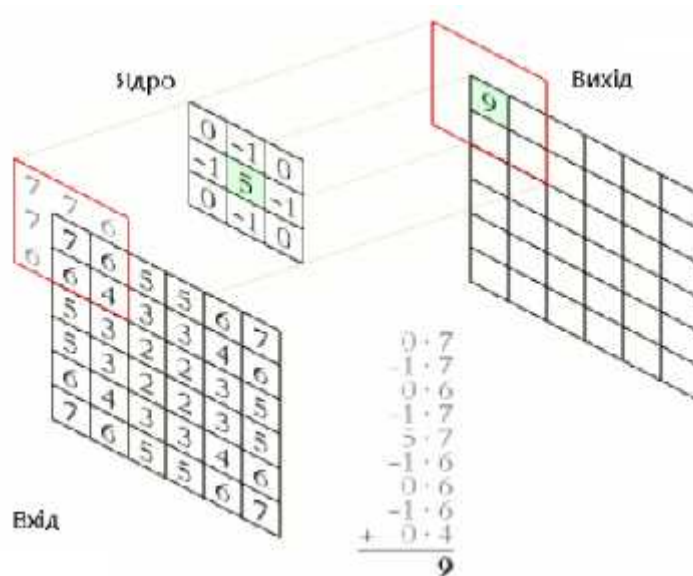
, ,

().

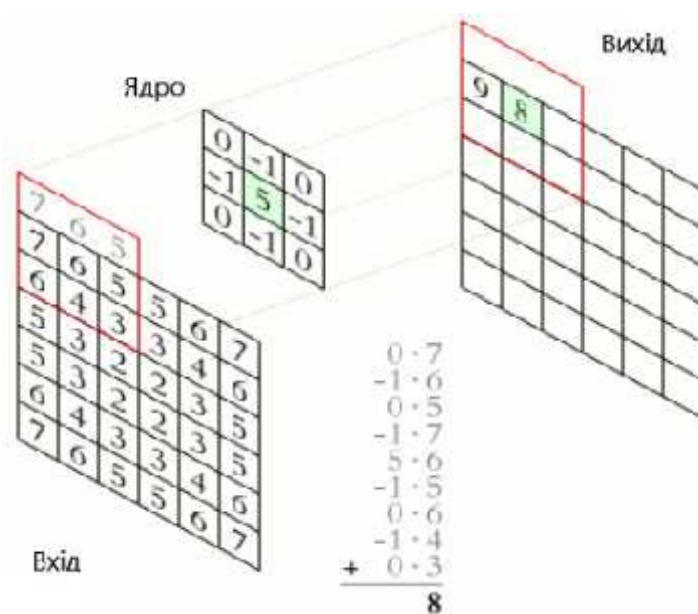
.

(. 3.4.3.6),

,
 ().
 ,
 (),
 (. 3.17). (. Stride). ,
 , 5×5
 () , « » [11].



. 3.16.



. 3.17.

(,) (. 3.18).

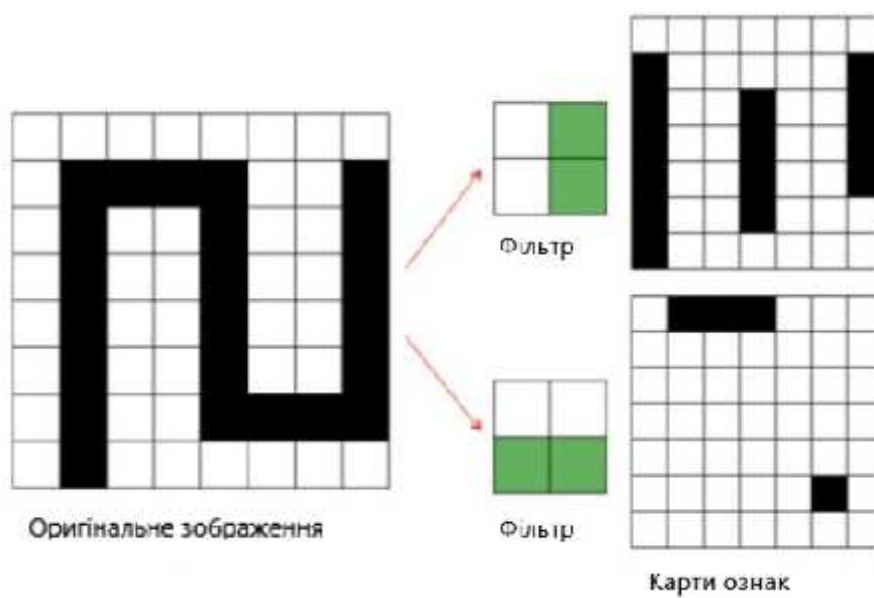
,

,

.

.

[11].



. 3.18.

3.3.3.4

(. Subsampling, . Pooling,

«

»,

,

)

,

,

.

,

.

,

,

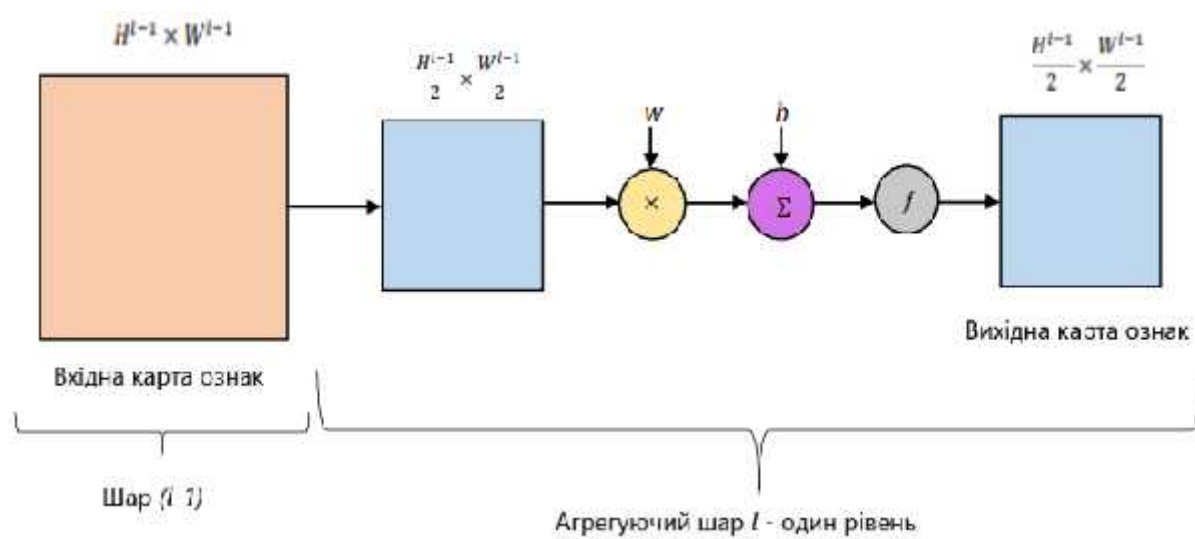
[12].

[11].

$$x^l = f(a^l \cdot \text{subsample}(x^{l-1}) + b^l),$$

x^l – l ; $f(\cdot)$ – ; a^l, b^l – ;
 $\text{subsample}(\cdot)$ – .

. 3.19 [12].



. 3.19.

 l .

: (. maxpooling),
 (. average pooling), $L2$ - (. $L2$ -
 norm pooling) (. stochastic pooling).

 2×2 ,

2,

2 , ,

75 % .

[11].)

. 3.20 [11].



. 3.20.

[11].

3.4.3.8).

MNIST (

[12].

3.3.3.5

connected layers),
: , Softmax,

$$x_j^l = f\left(\sum_i^n x_j^{l-1} w_{ij}^{l-1} + b_j^{l-1}\right),$$

$x_j^l = j$ - ; $b_j^{l-1} = j$ -
 l ; $w_{ij}^{l-1} = i$, j $l - 1$
; $n =$,

3.3.3.6

: ,
[11].

$$W \cong U \left[-\frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_j + n_j}}, \frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_j + n_{j+1}}} \right],$$

$$U = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}; n_j = 2; n_{j+1} = 2.$$

$$\text{ReLU}, \quad W$$

:

$$W \cong U \left[-\frac{2}{n_j}, \frac{2}{n_j} \right],$$

$$U = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}; n_j = 2.$$

.

.

(. back propagation) [11].

$$\text{(MLP)} \quad :$$

$$\delta = (T - Y) \cdot f'(u), \quad T = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}; Y = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$$f'(u) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

MLP

$$\delta^{l-1} = (W^l)^T \cdot \delta^l \cdot f'(u^{l-1}),$$

$$\delta^l = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}; f'(u) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}; u^l = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} (l; W^l = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} l.$$

$$\delta^{l-1} = subsample(\delta^l) \cdot f'(u^{l-1}),$$

$\delta^l =$ $l; f'(u^l) =$ $; u^l =$ (
) $l; \text{subsample}(\cdot) =$,
.
« »
 ,
« » ,
 . ,
 ,
 [11]

$$\delta^{l-1} = f'(u^{l-1}) \cdot \sum \delta^l * \text{rot180}(k),$$

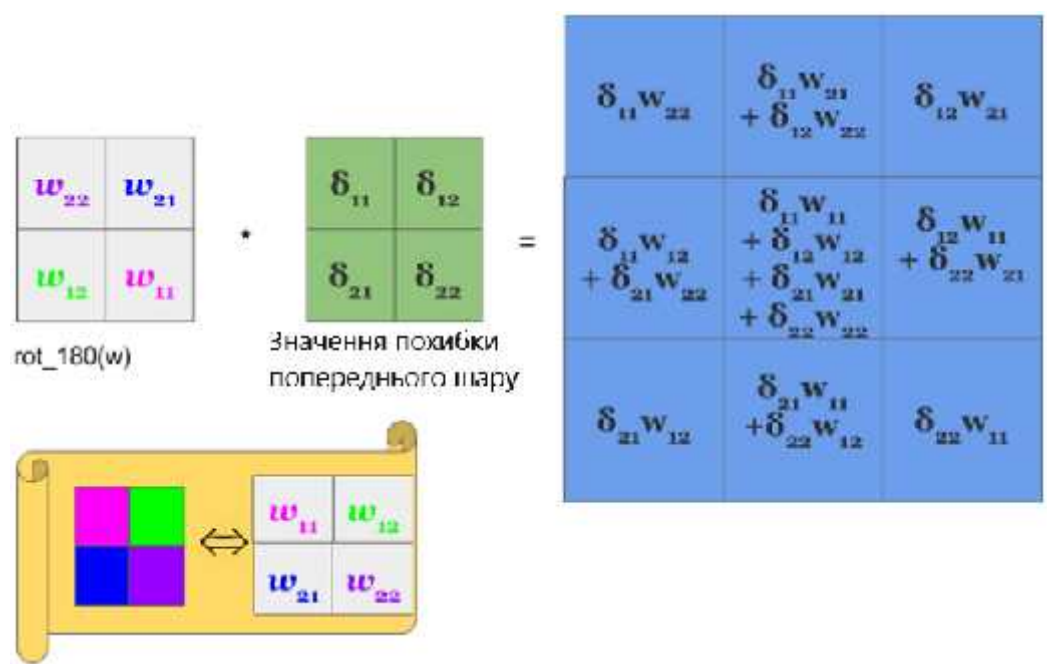
$\delta^l =$ $l; f'(u^l) =$ $; u^l =$ (
) $l; k =$ $; \text{rot180}(k) =$
 $k \quad 180^\circ$.
— ,
 180° . ,
 180°
 ,
 . 3.21 [11].

,
 [8].

« »

$$\Delta k_j^l = \text{rot180}\big(x^{x-1}\text{rot180}(\delta_j^l)\big),$$

$\delta^l =$ $l; x^l =$ $l; k =$ $; \text{rot180}(k) =$
 $k \quad 180^\circ$.



. 3.21.

$$\Delta b^l = \sum \delta_j^l, \quad \delta^l - l.$$

:

$$\Delta a^l = \sum \delta_j^l \text{subsample}(x^{l-1}),$$

$\delta^l - l$; $x^l - l$; $\text{subsample}(\cdot) -$

.

$$\Delta b^{pl} = \sum \delta_j^p, \quad \delta^p -$$

.

,

:

$$\Delta W^l = (\delta^l)^T \cdot x^{l-1},$$

$\delta^l - l$; $x^l - l$; $W^l - l$.

3.3.3.7

,
 ,
 ,
 ,
 (,
).
 :
 , , , ,
 , , , ,
 [8].

(. Dropout).
 : , ,
 (. nverted Dropout) [11].

« » p ,
 $q = 1 - p$, ;
 ,
 .
 .
 .
 [8].

,
 i - , [22]:

$$O_i = \frac{1}{q} X_i a\left(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\right) = \begin{cases} a\left(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\right), & X_i = 1, \\ 0, & X_i = 0, \end{cases}$$

$h(x) = xw + b -$ d_i- \mathbf{x} d_h-
 ; $a(h) -$, $= (X_1, \cdots, X_{d_h}) - d_h-$
 X^i , :

$$f(k;p)=\begin{cases} p, & k=1, \\ 1-p, & k=0, \end{cases}$$

$f(k;p)$ – , k – .

Dropout,

($p = P(k = 1)$, , –) [8].

, .

q .

, i - , [22]

$$O_i = qa\Big(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\Big).$$

Dropout

, q

, , ;

Dropout [11].

, .

,

: $O_i = 1 / (1 - p) = 1 / q$, q , ,

nverted Dropout , i -

, , , [22]:

$$O_i = \frac{1}{q} X_i a\Big(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\Big), \qquad O_i = a\Big(\sum_{k=1}^{d_i} w_k x_k + b\Big).$$

nverted Dropout

,

,

, (Dropout).

3.3.3.8

- ,
- ,
- .
- .
- ,
- .
- 1) 2 4.
- 2)
- ,
- ,
- .
- 2×2,
- .
- .
-
- ,
- .
- 3) , ,
- 2 4.
- 4) , ,
- 3, 5, 7.
- 5) 4 64,
- ,
- ,
- .
- ,
- 2×2 3×3 5 7.
- .
- ReLU,
-
- .

- ,
- :
1. 2×4 .
 2. 1×4 .
 3. :
- ,
- .
4. ():
 - $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$;
 - $8, 16 \times 32$;
 - – (. 3.6);
 - –
 (. 3.6).
 5. :
 - – (. 3.6);
 - – (. 3.6).
 6. :
 - – (. 3.6);
 - 2×4 ;
 - $64, 128, 256 \times 512$.
 7. : –
 - (. 3.6).
- :
1. :
 - 1 ;
 -

,

;

 - ReLU.
 2. :
 - 2×2 ;

—
().
3. , —
ReLU.
4. .
5. — (Glorot).
6. — MSE.
7. 20.
. 3.6.
3.6

0	16 3x3 1. 2x2.	16 3x3 1. 2x2.	512-128-512	0,001742294	391,118135
1	8 3x3 1. 2x2.	16 3x3 1. 2x2.	256-128-256	0,001828256	315,2135794
2	8 3x3 1. 2x2.	16 3x3 1. 2x2.	512-128-512	0,001830939	344,9284253
3	8 5x5 1. 2x2.	16 3x3 1. 2x2.	512-256-512	0,001847606	400,4870558
4	16 5x5 1. 2x2.	16 3x3 1. 2x2.	512-256-512	0,001856388	432,3665767

5	8	3x3 1.	16	3x3 1.	256-256-256	0,001867345	323,8970006
		2x2.		2x2.			
6	8	5x5 1.	16	3x3 1.	512-64-512	0,001872922	395,7997081
		2x2.		2x2.			
7	8	5x5 1.	16	3x3 1.	256-128-256	0,001883072	375,089128
		2x2.		2x2.			
8	8	5x5 1.	16	3x3 1.	512-128-512	0,001907312	396,17189
		2x2.		2x2.			
9	16	3x3 1.	16	3x3 1.	512-64-512	0,001910896	391,7317238
		2x2.		2x2.			

,

. 3.7.

,

. 3.8.

,

. 3.9.

,

. 3.6 – 3.9

:

1.

.

2.

.

3.7

,

128-128-128	359,03918	0,002336
128-64-128	365,41794	0,002331
256-128-256	386,7935667	0,002081833333
256-256-256	377,0971714	0,002196285714
256-64-256	372,98418	0,00224
512-128-512	408,1395429	0,002040428571
512-256-512	402,3346875	0,00207175
512-64-512	407,6629857	0,002037285714
	387,538866	0,00215036

3.8

,

128-128-128	577,138937	0,003233888889
128-64-128	585,9992231	0,003113
256-128-256	579,5261	0,002881666667
256-256-256	579,3374333	0,002944111111
256-64-256	577,4629667	0,003002851852
299-203-10	926,1383	0,005402
400-200-400	470,1731	0,0026045
512-128-512	584,2283185	0,002777777778
512-256-512	585,362237	0,002738296296
512-64-512	583,114363	0,002727
607-270-378	227,3493	0,003207
849-504-823	207,6274	0,007604
958-458-858	1046,459	0,00434
	580,8619891	0,002963579186

3.9

,

128-128-128	783,8963694	0,004702472222
128-64-128	784,9493389	0,00488425
256-128-256	789,4073444	0,004520722222
256-256-256	799,4197829	0,004283371429
256-64-256	787,7435611	0,004556388889
400-200-400	501,48954	0,0037154
512-128-512	787,0071278	0,004362583333
512-256-512	789,0946806	0,004270833333
512-64-512	792,0630917	0,0043455
	784,2361459	0,00447819863

3. .

4. ():

- ();
- ();
- ();
- .

5. ():

- ;
- .

6. , ():

- , ;
- ;
- : .

7. : —

.

, 2.

3.3.3.9

114 .

6 – .

() 7 :

1. 1 (0

).

2. 7 – 4 256.

3. 3 – 3 8 .

4. 2 – 1 4 ,

0,5 (n/2+0,5) .

4 7 8.

5. Dropout, . 5 ,

0% 30%.

6. , 1 –

.

7. (), 3 . , :

, 2×2 3×3 –

.

3 :

1. 1 (0

).

2. , 11 – 0 1024

.

3. Dropout, . 5 ,

0% 30%.

. 3.10.

. 3.11.

, 30

1	1	1			
7 – 4 256	7 – 4 256	7 – 4 256	, - 11 – 0 1024 .	, - 11 – 1024 0 .	, - 11 – 1024 0 .
3 – 3 8	3 – 3 8	3 – 3 8			
2 ,	2 ,	2 ,			
Dropout, 5 , 0% 30%.	Dropout, 5 , 0% 30%.	Dropout, 5 , 0% 30%.			
			Dropout, 5 , 0% 30%.	Dropout, 5 , - 0% 30%.	Dropout, 5 , - 0% 30%.
(3),	(3),	(3),			

0			-	-		- - ,	
1	12 3x3 1. 2x2.	72 3x3 1. 2x2.	46	=10, =5	0,00081463 13731	788 ,42 384 6	{' : [256], ' : [1, 1], ' : [0', 0'], ' : ' =10 , =5', ' : 46, ' : [2, 2], ' : [0], ' : [0, 0], ' : [3, 3], ' : [12, 72]}
2	16 3x3 1. 2x2.	16 3x3 1. 2x2.	551	=370 , =22	0,00092537 31321	813 ,74 255 97	{' : [256], ' : [1, 1], ' : [0', 0'], ' : ' =370 , =22', ' : 551, ' : [2, 2], ' : [0], ' : [0, 0], ' : [3, 3], ' : [136, 16]}
3	12 3x3 1. 2x2.	16 3x3 1. 102x102.	460	=271 , =20	0,00093491 62266	401 ,58 590 36	{' : [768], ' : [1, 1], ' : [0', 0'], ' : ' =271 , =20', ' : 460, ' : [2, 102], ' : [0], ' : [0, 0], ' : [3, 3], ' : [12, 16]}
4	12 3x3 1. 2x2.	200 3x3 1. 2x2.	167	=37, =44	0,00095249 01024	296 1,1 371 58	{' : [768], ' : [1, 1], ' : [0', 0'], ' : ' =37 , =44', ' : 167, ' : [2, 2], ' : [0], ' : [0, 0], ' : [3, 3], ' : [12, 200]}
5	12 3x3 1. 2x2.	136 3x3 1. 2x2.	2	=37, =44	0,00096578 92627		{' : [256], 'id_net': ' : [1, 1], ' : [0', 0'], ' : ' : ' : 2, ' : [2, 2], ' : [0], ' : [0, 0], ' : [3, 3], ' : [12, 136]}
6	12 3x3 1.	200 3x3 1.	530	=23, =12	0,00100064 638	204 5,0 032 03	{' : [256], ' : [1, 1], ' : [0', 0'], ' : ' =23 , =12', ' : 530, ' : [2, 2], ' : [0], ' : [0, 0.0], ' : [3, 3], ' : [12,

[18].

(рис. 3.22) [10].

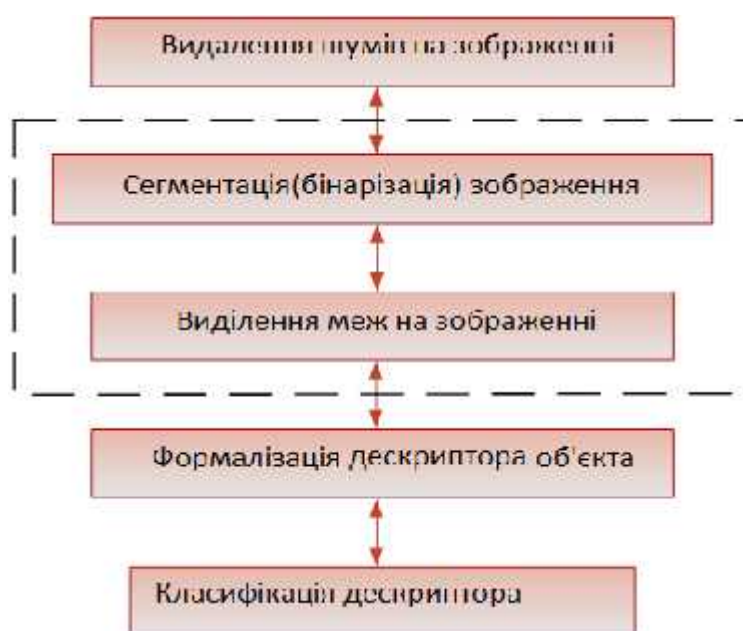


рис. 3.22.

[2, 13].

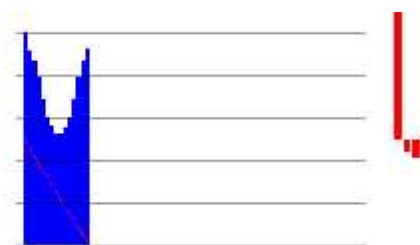
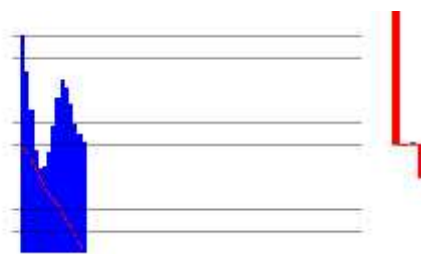
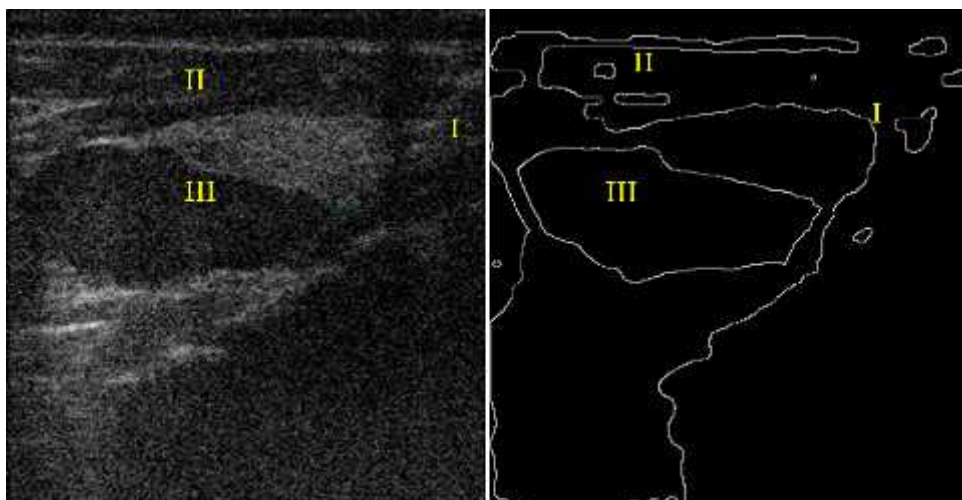
(рис. 3.23) [13, 17].

[10].

. 3.22

3.

. 3.23 3.24.



. 3.23.

: —

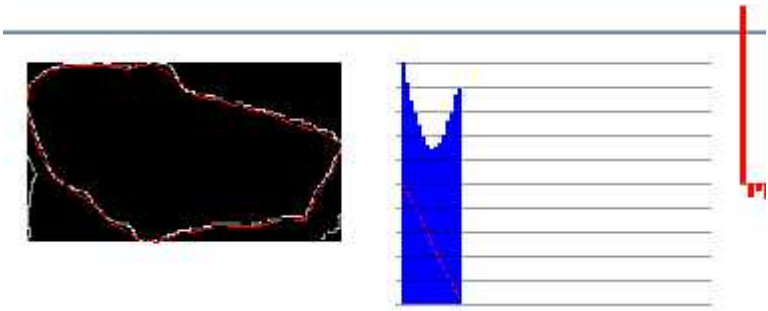
; —

; — ,

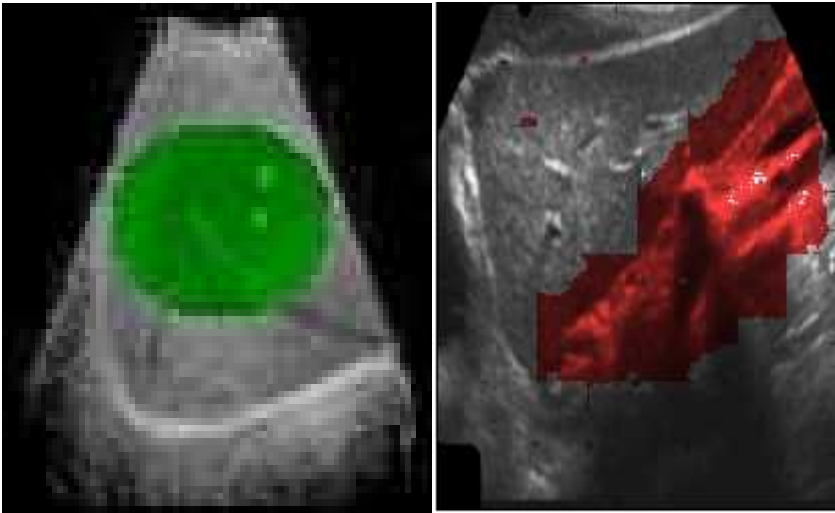
;

— ,

; — ,



. 3.23. . . . 221



. 3.24.

3

1.

,
,
()
,
(),
,
.

2.

1. Ackley, David H. A Learning Algorithm for Boltzmann Machines / Ackley, David H.; Hinton, Geoffrey E.; Sejnowski, Terrence J. // Cognitive Science 9 (1), 1985. – pp. 147–169.
2. Al-Marzouqi H. Data Clustering Using a Modified Kuwahara Filter, Neural Networks / Al-Marzouqi H. // International Joint Conference. – 2009. – pp. 128–132.
3. Buades A. A review of image denoising algorithms with a new one / A. Buades, B. Coll, and J.M. Morel // SIAM Multiscale Modeling and Simulation. – 2005. – Vol. 4. – pp. 490–530.
4. Chumachenko E. I. Building a system of simulation modeling for spatially-distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113.
5. Chumachenko E. I. Using ANFIS and NEFCLASS neur l networks in classification problems / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // Electronics and Control Systems, N 1(43) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 93–98.
6. Chumachenko E. The algorithm training radial-basis networks based on particle swarm algorithm / E. Chumachenko, . Levitskiy // Intellectual system for decision making and problems of computational intelligence.

- ISDMC 2012 Congrece proceeding, May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine.
– pp. 425–427.
7. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFPROX Neural Network // Electronics and Control Systems, N 4(50) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 63–66.
 8. Hinton, G. E. “Reducing the dimensionality of data with neural networks” / G. E. Hinton, and R. R. Salakhutdinov. // Science. – 28 July 2006. – Vol. 313. – No. 5786. – pp. 504–507.
 9. Hinton, G. E., Osindero, S. and Teh, Y. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural Computation, 18, pp 1527–1554.
 10. Katkovnik, V. “Adaptive window size image denoising based on intersection of confidence intervals (ICI) rule” / V. Katkovnik, K. Egiazarian, and J. Astola // J. of Math. Imaging and Vision. – 2002. – Vol. 16. – No. 3. – pp. 223–235.
 11. LeCun Y. “Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition” / Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard and L. D. Jackel // Neural Computation, Winter. 1989. – pp. 541–551.
 12. Lee, H., Grosse, R., Ranganath, R., and Ng, A. Y. (2009a). Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations. In ICML’2009.
 13. . / . , . . –
.: , 2005. – 635 c.
 14. . . –
/ . . , . . , . .
// . – 2012. –
. 167. – . 25–32.
 15. . . Deep Learning Classifier Based on NEFCLASS and NEFPROX Neural Networks / . . , . . //
– «

- ,
», – -
- , (15 – 20 2017 .). – С. 278 – 281.
16. . .
/ . . , . .
, . // IV -
« » (, 16-18 , 2017). –
С. 142 – 143.
17. . . :
. / . . , . . – :
2008. – 192 .
18. . .
/ . . , . . //
. – .: , 2011. – 1(27). – .57–65.
19. . .
/ . . , . . // . –
2012. – 3. – . 37–42.
20. . .
/ . . , . . //
- « -2011» 15-21 2011. – .: –
2011. – . 22.40–22.43.
21. . .
/ . . , . . //
- «
,
», – -
- , (23 – 28 2016 .). – С. 20–22.
22. Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Ruslan Salakhudinov. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. Journal of Machine Learning Research 15(2014), 1929–1958.

4

4.1

◀ ▶

•

1) .

2) .

.4.1.

$$\vdots$$

1) (4. 2.1, ARIMA

.4.2.2, ()

.4.2.3);

2) (4.2.5).

.

4.2

$$\vdots$$

$$\{X(k, \varepsilon)\} \in \mathfrak{R}^N,$$

$$E[X(k)] \neq \text{const}, \quad \text{var}[X(k)] \neq \text{const},$$

побудувати прогнозуючі моделі (нейронні мережі) $x(k) = f[\theta, z(k), \varepsilon(k)]$, де θ – вектор параметрів моделі; $k=0,1,2, \dots$ – дискретний час; $z(k)$ – незалежні пояснюючі змінні; $\varepsilon(k)$ – випадковий збурюючий процес з довільним розподілом. Моделі випадкових перешкод наведено у додатку Д.4.3.1

На основі моделі (у формі нейронної мережі) створити функції прогнозування вигляду

$$\hat{x}(k+s) = E_k[x(k+s)|x(k), x(k-1), \dots, x(0), \hat{\varepsilon}(k), \dots, \hat{\varepsilon}(0)],$$

де $x(k+s)$ – функція, яка надає можливість обчислювати майбутні значення основної (залежної) змінної на основі відомих історичних даних $\{x(k), x(k-1), \dots, x(0)\}$ та оцінок значень випадкового процесу $\{\hat{\varepsilon}(k), \hat{\varepsilon}(k-1), \dots, \hat{\varepsilon}(0)\}$; s – кількість кроків прогнозування.

Аналіз якості оцінок прогнозів здійснити за множиною таких статистичних критеріїв: середньоквадратична похибка (СКП) і середня абсолютна похибка у відсотках (САПВ):

$$\text{САПВ} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{|x_f(k+i) - \hat{x}(k+i)|}{|x_f(k+i)|} 100\%,$$

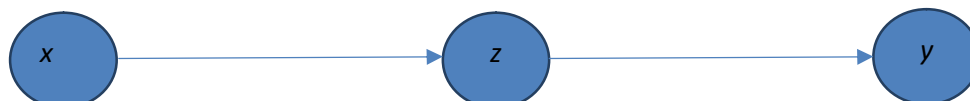
де $x_f(k+i)$ – фактичні значення основної змінної, що належать до перевіркової вибірки; $\hat{x}(k+i)$ – оцінки прогнозів.

4.3. Прогнозування часових рядів з використанням нейронних мереж

4.3.1 Об'єднання підходів ШНМ і методу групового урахування аргументів

Після аналізу різних існуючих на даний момент методів побудови прогнозуючої моделі, найбільш «гнучкими» методами можна однозначно назвати ШНМ і метод групового урахування аргументів (МГУА). Під

[2, 4 – 6, 9]



. 4.1.

$$z=a_0+a_1x+a_2x^2,\; y=b_0+b_1z+b_2z^2,\qquad\qquad y\qquad\qquad x:$$

$$y=b_0+b_1(a_0+a_1x+a_2x^2)+b_2(a_0+a_1+a_2x^2)^2=(b_0+a_0b_1+a_0^2b_2)+\\+x(a_1b_1+2a_0a_1b_2)+x^2(a_2b_1+2a_0a_2b_2+a_1b_2)+x^3(2a_1a_2b_2)+x^4(a_2^2b_2).$$

$$\vec{a}=[a_0,a_1,a_2]^{\rm T}\qquad\qquad\qquad:$$

$$\vec{a}=(\mathbf{X}^{\scriptscriptstyle\rm T}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\scriptscriptstyle\rm T}\mathbf{y},\mathbf{X}'=\begin{bmatrix}1&x_1&x_1^2\\...&...&...\\1&x_n&x_n^2\end{bmatrix},$$

$$-3\times n-\qquad\qquad\qquad,\mathbf{y}-\qquad\qquad\qquad-.$$

$$\vec{b}=[b_0,b_1,b_2]^{\rm T},$$

$$\vec{z}\qquad\qquad\qquad\vec{z}=\mathbf{X}'\vec{a}=\mathbf{X}'(\mathbf{X}^{\scriptscriptstyle\rm T}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\scriptscriptstyle\rm T}\vec{y},$$

$$\mathbf{Z}',\qquad\qquad\qquad:$$

$$\mathbf{Z}'=\begin{bmatrix}1&z_1&z_1^2\\...&...&...\\1&z_n&z_n^2\end{bmatrix}.$$

$$\vec{b}$$

$$\vec{b}=(Z^{\scriptscriptstyle\rm T}Z)^{-1}Z^{\scriptscriptstyle\rm T}\vec{y}.\qquad\qquad\qquad y(x)\qquad\qquad\qquad 4-$$

$$y(x)=c_0+c_1x+c_2x^2+c_3x^3+c_4x^4,$$

$$\vec{c}\qquad\qquad\qquad:$$

$$\vec{c}=(\mathbf{X}^{\scriptscriptstyle\rm T}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\scriptscriptstyle\rm T}\vec{y},\mathbf{X}^{\scriptscriptstyle\rm =}\begin{bmatrix}1&x_1&x_1^2&x_1^3&x_1^4\\...&...&...&...&...\\1&x_n&x_n^2&x_n^3&x_n^4\end{bmatrix}.$$

$$\qquad\qquad\qquad,\qquad\qquad\qquad 4\qquad\qquad\qquad a_2^2b_2,$$

$$x^4,\qquad\qquad\qquad,$$

• :

$y(x)$:

$$y(x)=2+0,2x-0,8x^2+0,1x^3-0,2x^4.$$

• ,

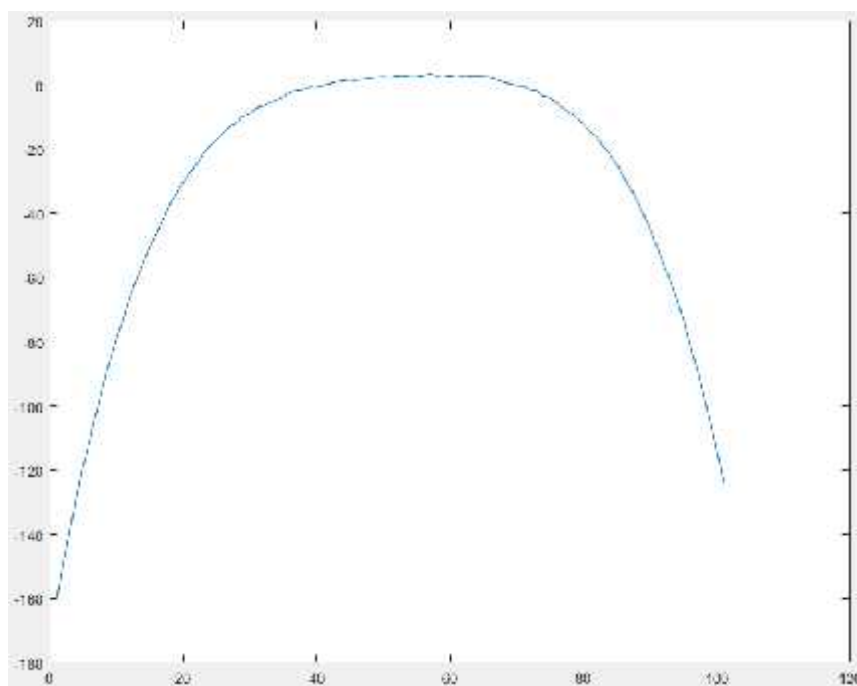
\vec{x} :

$$\vec{x}=[-5;-4,9;-4,8;...,4,9;5]^T,$$

:

$$\vec{y}_i=y(x_i)+N(0,1),\; i=1,...,101.$$

. 4.2.



. 4.2.

$$\hat{y}(x)=\hat{\alpha}_0+\hat{\alpha}_1x+\hat{\alpha}_2x^2+\hat{\alpha}_3x^3+\hat{\alpha}_4x^4.$$

(),

$$x^{(2)}=x^2,\; x^{(3)}=x^3,\; x^{(4)}=x^4,\qquad \hat{y}(x)$$

$$x,x^{(2)},x^{(3)},x^{(4)}:$$

$$\hat{y}(x,x^{(2)},x^{(3)},x^{(4)})=\hat{c}_0+\hat{c}_1x+\hat{c}_2x^{(2)}+\hat{c}_3x^{(3)}+\hat{c}_4x^{(4)}.$$

:

$$\hat{}_0=2,0486;\;\hat{}_1=0,1565;\;\hat{}_2=-0,8121;\;\hat{}_3=0,1043;\;\hat{}_4=-0,1990..$$

$$4,8641\times10^{-4},$$

$$0,1095.$$

$$, \qquad \qquad \qquad .\;4.3, \qquad \qquad \qquad -$$

$$\vec{a}=[a_0,a_1,a_2]^{\text{T}},$$

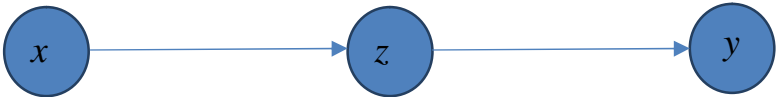
$$(\hspace{1.5cm})$$

$$z(x)=a_0+a_1x+a_2x^2,$$

$$,$$

$$\vec{b}=[b_0,b_1,b_2]^{\text{T}},$$

$$y_{gmdh}(x)=b_0+b_1z(x)+b_2z(x)^2.$$



$$.~4.3.$$

.

$$: \quad \vec{a}=[13,1323,1,7523,-5,1606]^{\text{T}}, \quad \vec{b}=[-1,36,$$

$$0,3708,-0,0072]^{\text{T}}.$$

$$0,0016 - \qquad \qquad \qquad 3,5 \qquad \qquad \qquad ,$$

$$. \qquad \qquad \qquad \vec{a},\vec{b}$$

$$\vec{c}_{gmdh} \qquad \qquad \qquad 4-$$

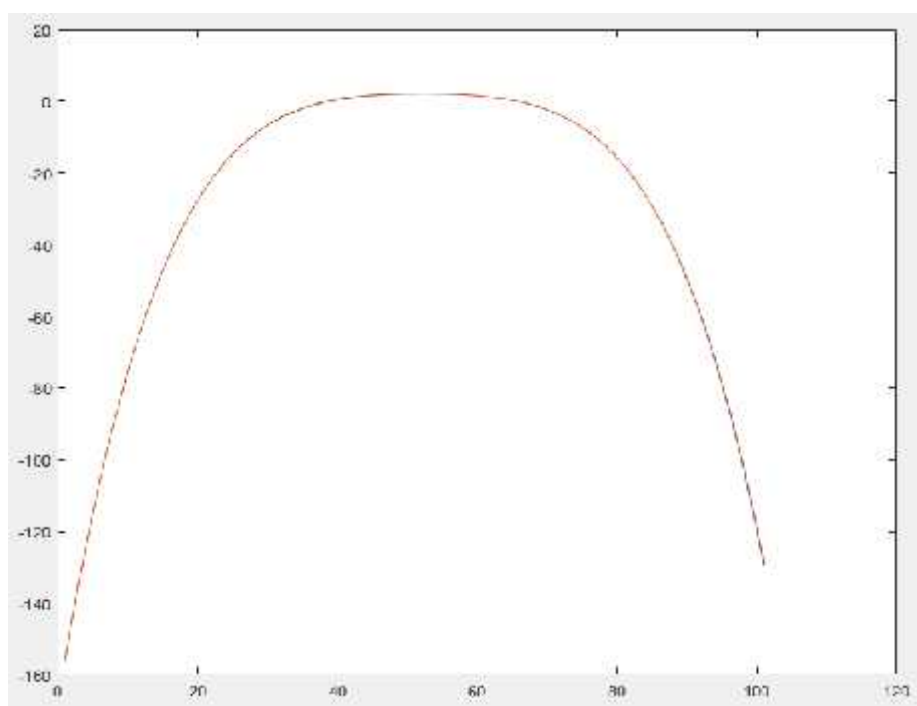
$$,$$

$$c_{gmdh}[2,2743;0,3201;-0,9467;0,1296;-0,1908]^{\text{T}},$$

,

$$0,5979 - \qquad \qquad \qquad 5$$

$$, \qquad \qquad \qquad .$$



. 4.5.

4.3.2

,

3

. [3, 11]

:

,

,

«

»

—

,

«

»

,

.

,

.

1. «

»

,

,

—

.

2. «Донавчання» отриманої структури мережі з використанням алгоритму зворотного поширення похибки (або деяких його модифікацій), іноді – з використанням методів регуляризації (найбільш популярним методом регуляризації для навчання глибоких мереж на даний момент є алгоритм dropout [10]).

Опис алгоритму. В роботі [3] згадується, що, незважаючи на порівняльну новизну методів глибокого навчання, першим методом, що дозволяє ефективно навчати (поліноміальні) глибокі нейронні мережі, був МГУА. Дійсно, багаторядний алгоритм МГУА можна представити у вигляді глибокої поліноміальної нейронної мережі. Крім того, спосіб навчання ваг цієї мережі схожий на етап «попереднього навчання» глибоких мереж – ваги між шарами i і $i+1$ навчаються незалежно від інших ваг. Етап «донавчання» в методології МГУА не застосовувався ймовірно через недостатню потужність обчислювальних пристроїв того часу.

У наш час обчислювальна потужність комп'ютерів значно зросла для виконання цього етапу за розумний час. Суттю запропонованого підходу і є використання алгоритму еластичного зворотного поширення похибки (англ. resilient backpropagation) для «донавчання» ваг поліноміальної нейронної мережі, отриманої в результаті багаторядного алгоритму МГУА.

З урахуванням вищесказаного алгоритм побудови глибокої нейронної мережі має такий вигляд.

1. Формування вибірки з початкового часового ряду $\{x_n\}$:

1) отримання різницевого тимчасового ряду: $d_i = x_{i+1} - x_i$;

2) нормування різницевого тимчасового ряду до нульового середнього і одиничного стандартного відхилення: $d_i = (d_i - \mu) / \sigma$;

3) складання матриці входів \mathbf{X} і вектора виходів \mathbf{y} використовуючи метод вкладення часових рядів с деякої розмірністю вкладення k :

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} d_1 & \cdots & d_k \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{N-k} & \cdots & d_{N-1} \end{pmatrix}, \quad \bar{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} d_{k+1} \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix}.$$

2. « »,

:

1)

0,7–0,3 (70%
, 30% –);

2)

$$C_k^2$$

$$f(x_i, x_j) = a_{i1}x_i + a_{j1}x_j + a_{ij}x_ix_j + a_{i2}x_i^2 + a_{j2}x_j^2,$$

;

3)

f

$$E(f) = \sum_{(\vec{x}, y) \in (X_V, \vec{y}_V)} (f(\vec{x}) - y)^2;$$

4)

s_l

, $l -$

(,

$s_l = k$);

5)

$X^{(1)}$

() :

$$\mathbf{X}^{(1)} = \begin{pmatrix} f_1(\vec{d}_1) & \cdots & f_{s_l}(\vec{d}_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_1(\vec{d}_{N-k}) & \cdots & f_{s_l}(\vec{d}_{N-k}) \end{pmatrix},$$

$$\vec{d}_p = [d_p, d_{p+1}, \dots, d_{p+k-1}]^T, \quad f_m(\vec{d}_p),$$

$$\vec{d}_m \quad i \quad j,$$

f_m ;

6)

,

() –

(2), –

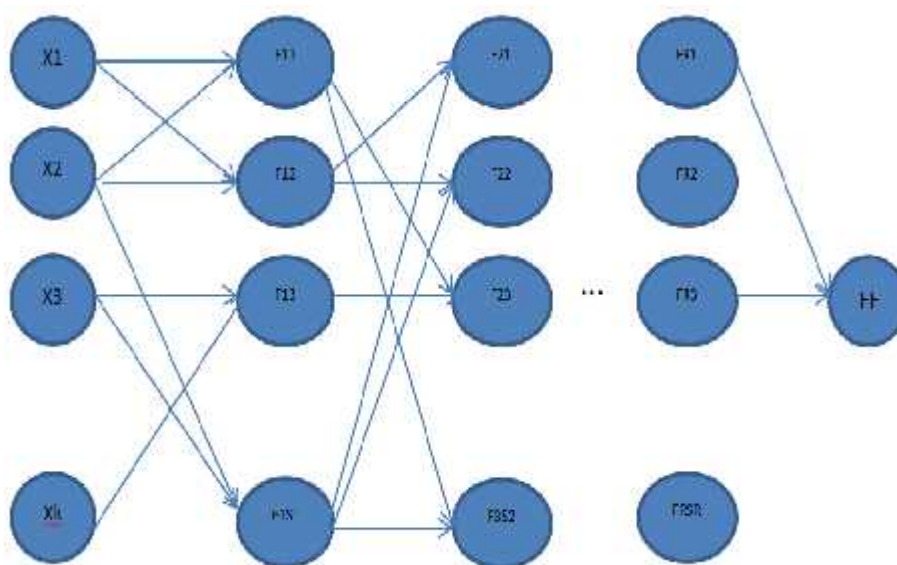
»,
 « »;
 :

$$\begin{cases} l > 1, \\ \min_{f \in F_l} E(f) \geq \min_{f \in F_{l-1}} E(f), \end{cases}$$

$l -$; $F_l -$;

7)

(. 4.6).



. 4.6.

3. « »,

:

1) < , >
 :

— « » —

, « »

, « » ;

— « » —

:

$$\frac{\partial f_{l,m}}{\partial \vec{a}} = \left[x_i, x_j, x_i \cdot x_j, x_i^2, x_j^2 \right]^T;$$

$$\frac{\partial f_{l+1,h}}{\partial f_{l,m}} = \begin{cases} a_{i1} + a_{ji}x_j + 2a_{i2}x_i, & f_{l,m} & x_i & f_{l+1,h}; \\ a_{j1} + a_{ji}x_i + 2a_{j2}x_j, & f_{l,m} & x_j & f_{l+1,h}; \\ 0, & f_{l,m} & & f_{l+1,h}; \end{cases}$$

$$2) \hspace{15em};$$

$$3) \hspace{15em}:$$

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} a^+ \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} > 0; \\ a^- \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} < 0, \end{cases} \hspace{2em} w_{ij}^{(t)} = w_{ij}^{(t-1)} - \text{sign}\left(\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}}\right) \cdot \Delta_{ij}^{(t)}.$$

$$- \hspace{15em} - \\ a^+ > 1. \hspace{15em} -$$

$$a^- < 1.$$

$$\Delta_{ij}^0 = c.$$

$$: a^+ = 1.2, \; a^- = 0.5, \; c = 0.1.$$

$$4)$$

$$\begin{array}{l} - \hspace{15em} , \hspace{15em} - \\ , \hspace{15em} , \\ \ll \hspace{1em} \gg \hspace{15em} . \end{array}$$

$$4.$$

$$\begin{array}{l} , \hspace{15em} : \\ \vec{\mathbf{x}} \hspace{15em} , \\ , \hspace{15em} , \\ , \hspace{15em} . \end{array}$$

4.3.3.

sigm_pieewise

.
 ,
 ,
 (
)
 ,
 ,
 .
 ,
 :
 —
 ,
 —
 ,
 ;
 —
 ,
 —
 ,
 «
 »
 ;
 —
 ,
 «
 »
 ,
 ,
 —
 ,
 ,
 ,
 ,
 ,
 .
 [13],
 :
 —
 ,
 ,
 ;
 —
 «
 »
 .

sigm_pieewise,

,

1) $\langle X, y: X \rightarrow R \rangle,$ X

$R^n, n > 2$:

$\langle X^{(T)}, y^{(T)}: X^{(T)} \rightarrow R \rangle, X^{(T)} \subset X$ —

$\langle X^{(V)}, y^{(V)}: X^{(V)} \rightarrow R \rangle, X^{(V)} \subset X, X^{(V)} \cap X^{(T)} = \emptyset, X^{(T)} \cup X^{(V)} = X.$

70% ,

,

2) C_n^k

sigm_pieewise, $- x_i, x_i; i, j = 1, \dots, n, i < j -$

,

.

,

:

$E_{i,j}(\vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) = \sum_{\vec{x} \in X^{(T)}} (y^{(T)}(\vec{x}) - \text{sigm_pieewise}([x_i, x_j]^T; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}))^2.$

1. « »

.

—

:

$_{i,j}(\vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) = \sum_{\vec{x} \in X^{(V)}} (y^{(V)}(\vec{x}) - \text{sigm_pieewise}([x_i, x_j]^T; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}))^2$

2. $\lfloor \alpha \cdot \frac{n}{k} \rfloor, \alpha \in (0, 1)$

.

α

,

,

,

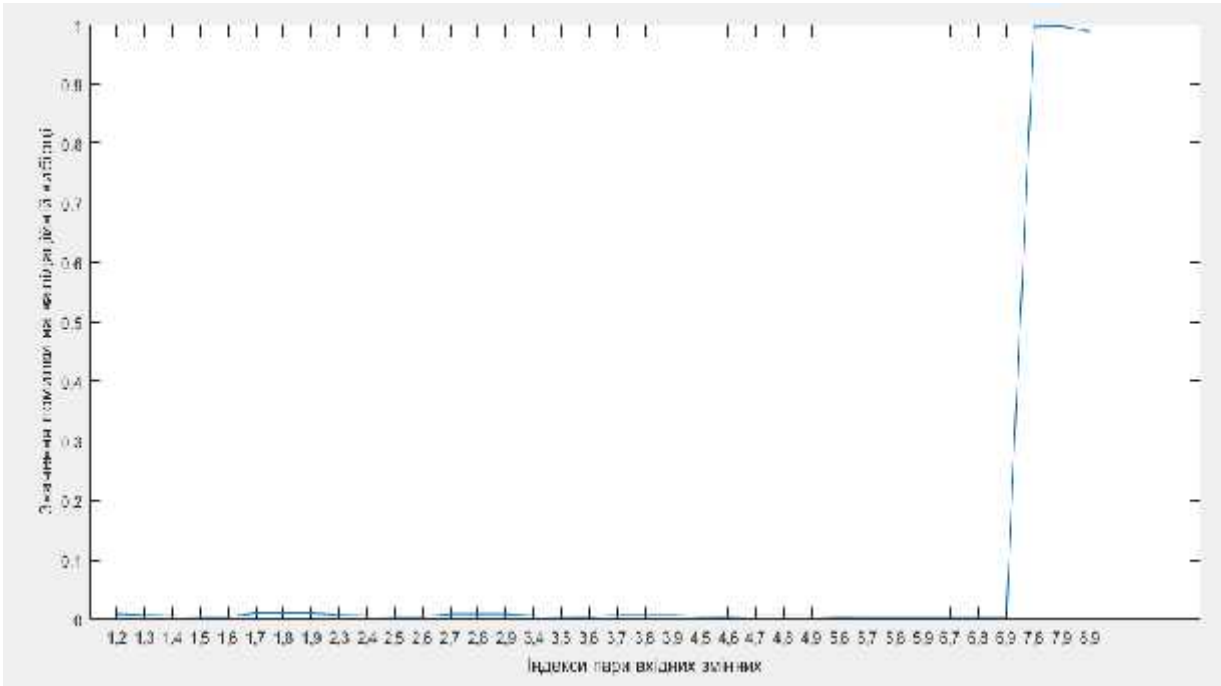
,

,

,

,

« » (4.7).



. 4.7.

«

»

«

»

,

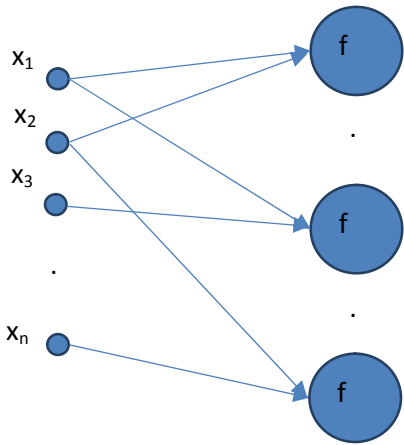
,

x_7, x_8, x_9

—

.

. 4.8.

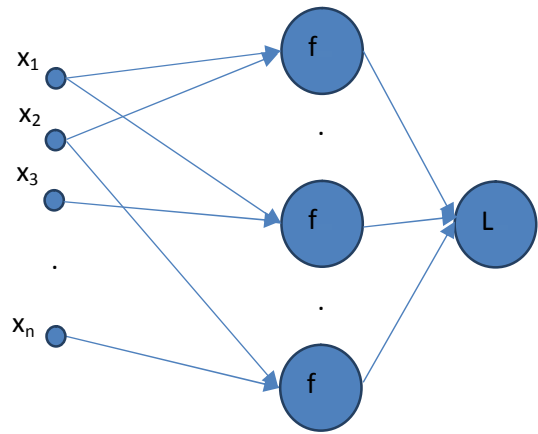


. 4.8.

.

,

. 4.9.



. 4.9.

3.

:

$$\frac{\partial E}{\partial v_i^*} = \sum_{\vec{x}} \left(\sum_i f_i(\vec{x}) v_i - y(\vec{x}) \right) f_i^*(\vec{x}),$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{+q,i^*}} = \frac{\partial E}{\partial f_i^*} \frac{\partial f_i^*}{\partial w_{+q,i^*}} = \sum_{\vec{x}} \left(\sum_i f_i(\vec{x}) v_i - y(\vec{x}) \right) v_{i^*} \cdot \left(\frac{x_q}{1 + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}}} \right),$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{-q,i^*}} = \frac{\partial E}{\partial f_i^*} \frac{\partial f_i^*}{\partial w_{-q,i^*}} = \sum_{\vec{x}} \left(\sum_i f_i(\vec{x}) v_i - y(\vec{x}) \right) v_{i^*} \cdot \left(\frac{x_q}{1 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}}} \right),$$

$$\frac{\partial E}{\partial h_{q,i^*}} = \frac{\partial E}{\partial f_i^*} \frac{\partial f_i^*}{\partial h_{q,i^*}} = \sum_{\vec{x}} \left(\sum_i f_i(\vec{x}) v_i - y(\vec{x}) \right) v_{i^*} \cdot kx_q \left(\frac{\vec{w}_+^T \vec{x} - \vec{w}_-^T \vec{x}}{2 + e^{k\vec{h}^T \vec{x}} + e^{-k\vec{h}^T \vec{x}}} \right),$$

$v_{i^*} =$; $f_i(\vec{x}) =$
sigm_pieewise i ; $w_{+q,i^*}, w_{-q,i^*}, h_{q,i^*} =$
 i^*
 q .

CATS,

\vec{x} , .

,

$\langle X,y:X\rightarrow R\rangle$

6

3,

3

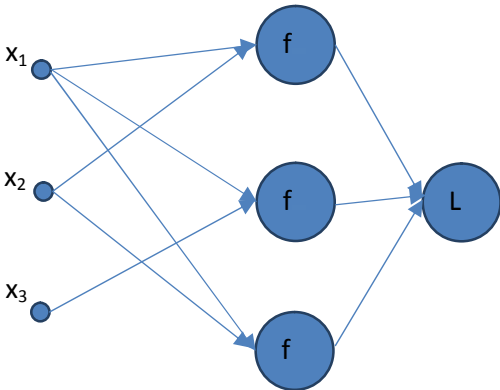
$\vec{x}.60\%$

, 20% – , 20% –

.

3

. 4.10.



. 4.10.

0.023

20 ,

2 21.

10 ,

0.021 – 9% , ,

.

$10\times10+11=111$,

$3\times3+4=13$.

4.3.4.

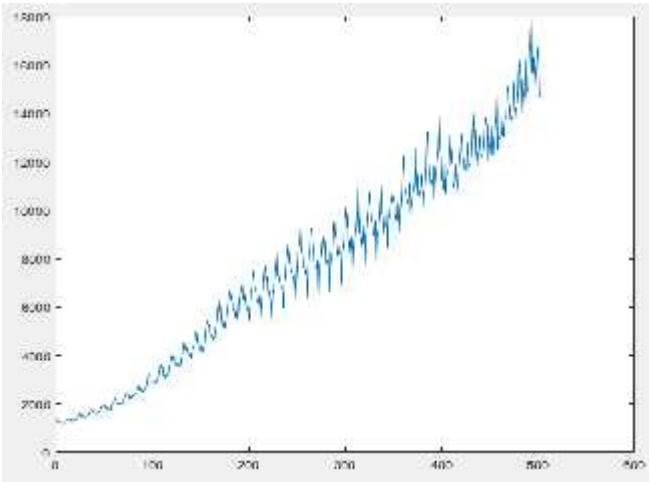
sigm_piecewise

2.3

sigm_piecewise .

.

- 1976 2000 (. 4.11)



. 4.11.

:

sigm_piecewise

,

tansig (
$$\text{tansig}(x)=\frac{e^x-e^{-x}}{e^x+e^{-x}})$$

.

:

1.

$\langle X,y:X\rightarrow\Re\rangle$

6

3 -

$$g_{i+3} \qquad g_{i-5},g_{i-4},g_{i-3},g_{i-2},g_{i-1},g_i.$$

2.

:

2.1. $\forall \vec{x}\in X: y(\vec{x}):=y(\vec{x})-x_n, \vec{x}\in R^n$ -

$$g_{i+3}$$

$$-g_{i+3}-g_i.$$

2.2. $\forall \vec{x} \in X : \vec{x} := [x_1-x_n,...,x_{n-1}-x_n]^T$ -

$$g_i$$

$$g_{i-5}-g_i,g_{i-4}-g_i,g_{i-3}-g_i,g_{i-2}-g_i,g_{i-1}-g_i$$

3. 70%

$$<X^{(Train)},y^{(Train)}:X^{(Train)}\rightarrow\Re>.$$

4.

$$\text{MSE} \quad .$$

$$- \text{MAPE} \quad .$$

5. MAPE , « » , $g_{i+3}=g_i$,

$$MAPE_{naive}=10.23\% .$$

15 sigm piecewise.

$$MAPE_{sigm_piecewise}=3.12\% .$$

6.

$$6 \qquad 5 \qquad -$$

.

$$MAPE_{GMDH}=5.33\% .$$

7.

$$36 \qquad \text{tansig}.$$

$$MAPE_{\text{tansig}}=4.21\% .$$

8. , , , ,

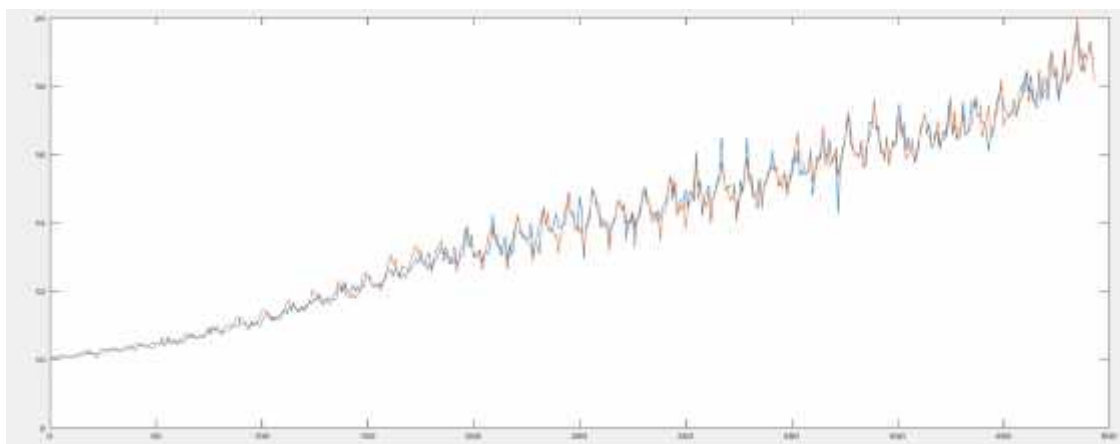
sigm piecewise ,

25%

tansig 40% ,

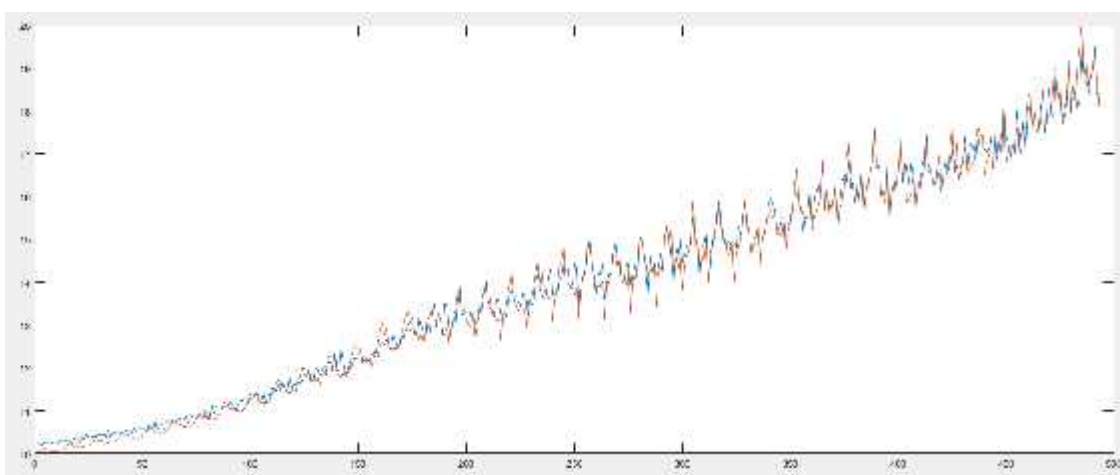
.

(. 4.12– 4.14).



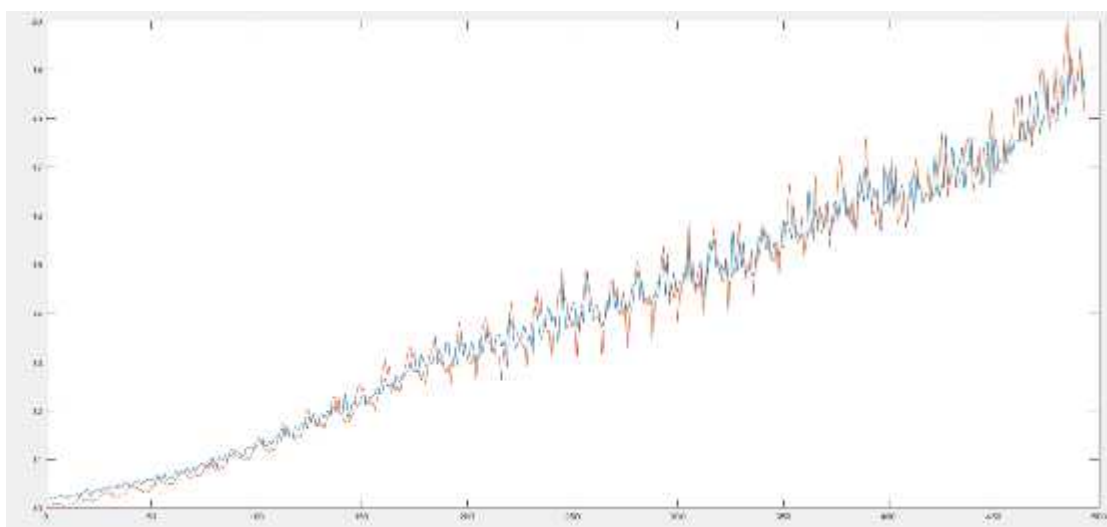
. 4.12.

sigm_pieewise



. 4.13

tansig



. 4.14.

,

$$(\quad \cdot 4.1).$$

4.1

MAPE

Sigm piecewise	Tansig	
3.12	4.21	5.33

4.3.5

,

,

.

—

.

[8]. , k_1

k_2 , $k_1 \cdot k_2$.

, $\vec{\mathbf{x}}$, :

1. ,

$$\hat{y} = \hat{y}_1[\hat{y}_1,...,\hat{y}_{k_1k_2}];$$

2. \hat{y}_f

\hat{y} .

$$\alpha_i, .i=1...k_1 \cdot k_2.$$

4.3.5.1

.

$$C_1 \cdot N \quad ,$$

$$- \quad C_2 \cdot N \quad - \quad ,$$

$$, \quad (1-C_1-C_2)N \cdot (\quad N- \quad ,$$

$$C_1+C_2<1; C_1,C_2>0- \quad , \quad C_1=0,6; C_2=0,2).$$

.

,

,

,

.

i - . i - ,
 j - ,
($i=3; j=4$).

. ()
.

4.3.5.2

[8]
:
.
 $4 \times 3 = 12$.

4.3.5.3

[12, 14].
 $\hat{y} = \hat{y}_1[\hat{y}_1,...,\hat{y}_{k_1k_2}]$,
 $\hat{y}_f = \sum_i \alpha_i \hat{y}_i$. α_i
- i -
:
 $\alpha_i = \frac{1}{\sigma_i}$, σ_i -
 i -
.
 α_i
 $\alpha_i^n = \frac{\alpha_i}{\sum_i \alpha_i}$.
,
(
)

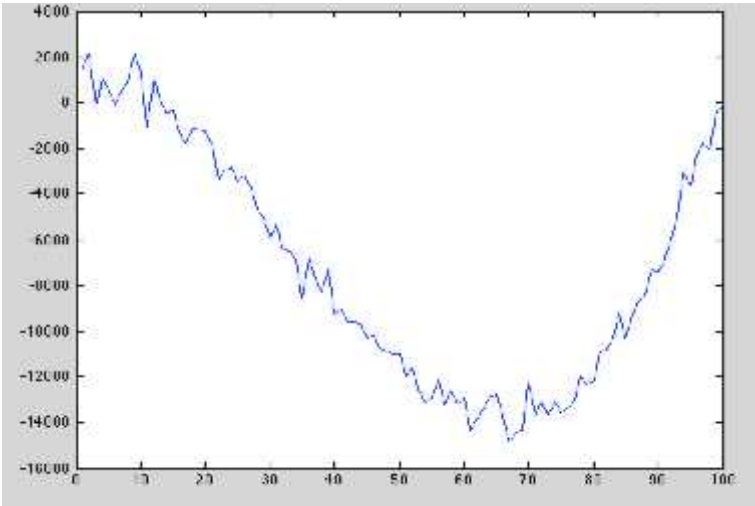
().

:

$f\left(t\right)=0.1t^3-10t^2+6+300\sin\left(t\right),\;t=1\dots100.$

$\varepsilon(t)$

$E(\varepsilon)=1000,\;\sigma(\varepsilon)=500$ (. 4.15).



. 4.15.

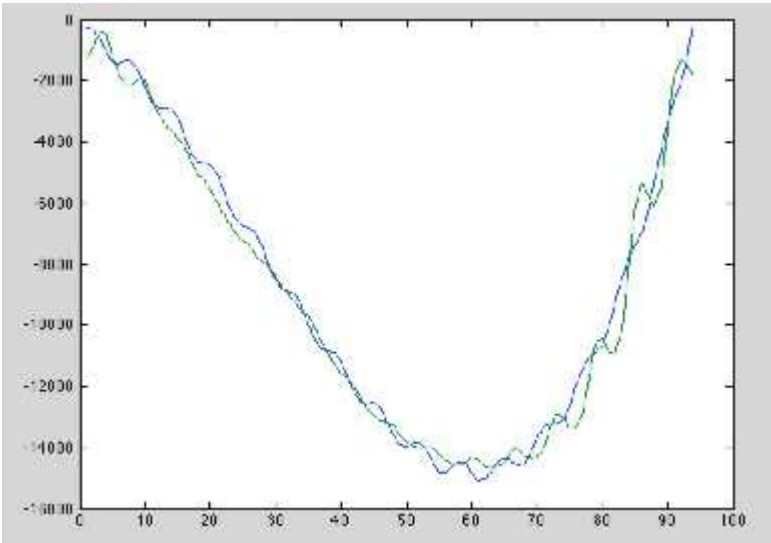
,

+

[11].

,

+, 0.0038 (. 4.16).

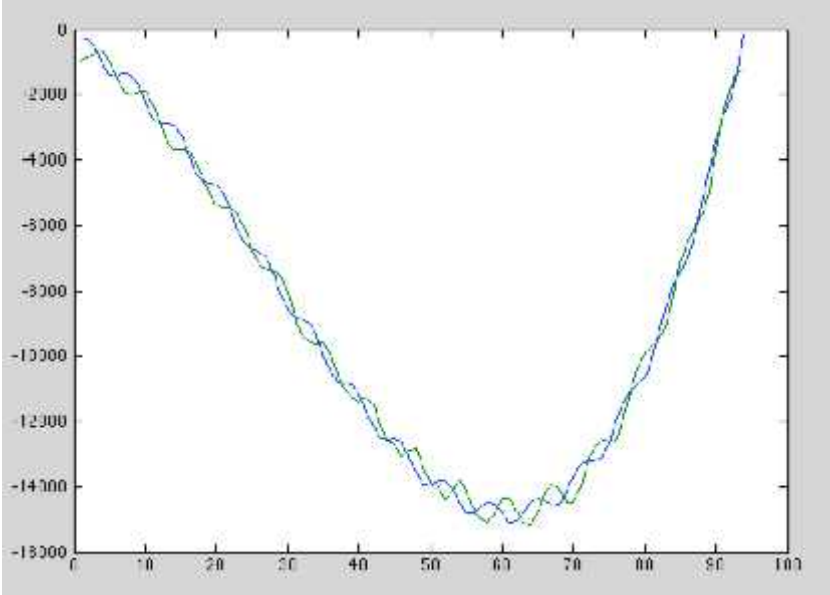


. 4.16.

,

+

$$0.0020 \left(\dots \right).$$



. 4.17.

$$\left(\dots \right).$$

4.2

	0.017662	0.019721	0.012685
CATS	0.002894	0.002696	0.002901
	0.063802	0.05511	0.062086
	0.055874	0.050277	0.058154
CPI	5.50E-05	0.007696	2.22E-05
	0.019363	0.024104	0.017655
	0.055512	0.048002	0.053009

) f ,

$\vec{\theta}=[\theta_1,\ldots,\theta_m]^T$

— , , , .

:

) $\Theta=\left\{\vec{\theta}_1,\ldots,\vec{\theta}_k\right\}$, $\vec{\theta}_j$

L_j S_j :

$\Theta=\left\{\vec{\theta}_j:\vec{\theta}_j=\operatorname{argmin}_{\theta}(L_j[f,\vec{\theta},S_j]),S_j\subseteq S,j=1\ldots k\right\}$.

.

,

,

.

— ;

) θ_s

\vec{x}_s Θ

: $\vec{\theta}_s=F(\vec{x}_s,\Theta,S)$,

$\hat{e}=e(F,\Theta,S)$.

—

. .4.5.2.

,

—

.

,

$S=\left\{(\vec{x}_i,y_i):i=1\ldots n\right\}$:

1. K

.

2. $k \in \{1, 2, \dots, K\}$

$$p(\vec{x} / k) \quad p(k).$$

$$, \quad \vec{x}_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

k :

$$p(k / \vec{x}_i) = \frac{p(\vec{x}_i / k) * p(k)}{\sum_{k' \in \{1, 2, \dots, K\}} p(\vec{x}_i / k') * p(k')}, \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, K\},$$

.

, :

ARCH (GARCH)

[3],

.

[15]

(. autoregressive conditional

heteroscedasticity, ARCH).

(. AR)

. :

,

$$t \quad e_t, \quad \{e_t\}, t = 1, 2, \dots$$

$$. \quad \text{ARCH, } e_t = \sigma_t z_t, \quad z_t \sim N(0, 1) -$$

$$e_t \quad \sigma_t^2; ,$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i e_{t-i}^2, \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i > 0, \quad \text{AR}$$

$$e_{t-i}^2.$$

, ARCH

,

, ,

« » « » —

« » ()

ARCH

– [16], [17],

generalized ARCH (GARCH) [16],

ARMA

:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 .$$

ARCH

,

–

,

· ,

$$p(y_t, y_{t-1}, ..., y_{t-k}) \qquad t$$

« » ,

y_t – « » ARCH

·

4.4.2

/

·

, , ,

– ,

\bar{x} · ,

–

[1],

·

,

, –

, « »

, –

· , :

• «
—
,
• ,
— ,
.
 ,
 .
 .4.5.3.

4.4.2.1

$$\vec{y}=[y_1,...,y_n]^T$$

$$i\in\{1,2,...,n\}$$

$$c_i^*\in\mathbb{N},$$

$$\vec{c}^*=[c_1^*,...,c_n^*]^T$$

$$L(\vec{y},\vec{c}),$$

$$\vec{y}$$

$$\vec{c}:$$

$$\vec{c}^*=\arg\min_{\vec{c}}\{L(\vec{y},\vec{c})\}.$$

,
 ,
 μ_i
 .
 ,
 ,
 — ,
 .
 ,
 «
 ,
 — ».
 ,

\cdot ,
 $\ll \quad \gg$
 \cdot « \gg
 \cdot « \gg
 \cdot « \gg
 \gg . ,
 $-$ $Q(N)=N$, $N-$.
 $:$

$$L(\vec{y},\vec{c})=\sum_{i=1}^N\sum_{j=1}^{n_i}\left(y_{ij}-\frac{\sum_{j=1}^{n_i}y_{ij}}{n_i}\right)^2+N,$$
 $y_{ij}-j-$ - $(i\in\{1,2,...,N\},j\in\{1,2,...,n_i\})$; $N-$
 $;$ n_i- - $;$ $\frac{\sum_{j=1}^{n_i}y_{ij}}{n_i}=\bar{y}_{ij}-$ -
 \cdot
 $,$,
 $,$
 \ll \gg .
 \ll \gg ,
 \vec{c}
 $N:2\leq N\leq n-1$.
 $:$

$$L(\vec{y},\vec{c})=\sum_{i=1}^{n_i}\sum_{j=1}^{n_i}D_i\left(y_{ij},\bar{y}_i\right),$$
 $D_i\left(y_{ij},\bar{y}_i\right)-$ $j-$ -
 $-$.

Огляд методів кластеризації наведено в додатку Д.4.5.4.

4.4.2.2 Алгоритм м'якої кластеризації на основі розділяючих гіперповерхонь

Як добре відомо, більшість алгоритмів кластеризації вирішують певну задачу дискретної оптимізації, яку у загальному випадку можна описати наступним чином.

Маючи множину прикладів $X = (\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_n)$ де кожен приклад це вектор у просторі R^d , необхідно кожному прикладу поставити у відповідність деякий номер кластеру $k \leq n$ таким чином, щоб отриманий вектор номерів кластерів $\vec{k} = [k_1, \dots, k_n]^T$ мінімізував певний критерій $C(\vec{k}, X)$:

$$\vec{k}^* = \arg \left\{ \min_{\vec{k}} C(\vec{k}, X) \right\}.$$

Також відомо, що навіть для дуже простих виглядів критерію та невеликої розмірності d ця задача є дуже складною.

Мабуть, найбільш розповсюдженим є критерій сумарної середньої відстані між точками в одному кластері:

$$CR(\vec{k}, X) = \sum_i^K \sum_{\vec{x}_j: k_j=i} \|\vec{x}_j - \bar{\mu}_i\|^2.$$

Який можна також представити у наступному вигляді:

$$CR(\vec{k}, X) = \sum_i^K \frac{1}{|C_i|} \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l: k_j=i, k_l=i} \|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2.$$

Якщо ввести функцію $k(\vec{x})$, що кожному прикладу ставить у відповідність номер його кластеру, то можна також записати цей критерій так:

$$CR(k, X) = \sum_i^K \frac{1}{\sum_{\vec{x} \in X} 1(k(\vec{x})=i)} \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l} 1(k(\vec{x}_j)=i) \times 1(k(\vec{x}_l)=i) \times \|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2,$$

де

$$1(\text{умова}) = \begin{cases} 1, & \text{якщо умова виконується,} \\ 0, & \text{якщо умова не виконується.} \end{cases}$$

Розглянемо найпростіший випадок коли маємо лише 2 кластери, тобто $k(\vec{x}) \in \{0,1\}$. Виконаємо «пом'якшення» вихідної задачі – дозволимо функції $k(\vec{x})$ приймати значення у всьому діапазоні $[0;1]$, тобто для прикладу \vec{x} значення функції $k(\vec{x})$ буде задавати щось подібне до ймовірності належності цього прикладу до кластеру 1; відповідно, значення $1-k(\vec{x})$ задає певний аналог ймовірності належності прикладу до кластеру 0. У цьому випадку «пом'якшений» варіант критерію матиме наступний вигляд:

$$CR(k, X) = \frac{1}{\sum_{\vec{x} \in X} k(\vec{x})} \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l} \left\{ k(\vec{x}_j) k(\vec{x}_l) \|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2 \right\} + \frac{1}{\sum_{\vec{x} \in X} [1-k(\vec{x})]} \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l} \left\{ [1-k(\vec{x}_j)] [1-k(\vec{x}_l)] \|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2 \right\},$$

де перша складова визначає вклад кластеру з номером 1, а друга – кластеру з номером 0.

Якщо ж маємо певну «модель поверхні, розділяючої кластери» у вигляді функції $k(\vec{x}; \vec{w}) \in [0,1]$, що залежить від певного вектору параметрів \vec{w} і є диференційованою за цими параметрами – то критерій $C(k, X)$ також буде диференційованою функцією від вектору \vec{w} , а отже для його мінімізації вже можна використовувати весь апарат мінімізації неперервних нелінійних диференційованих функцій, який останнім часом дуже бурхливо розвивається! Отже, «пом'якшений» варіант задачі кластеризації на 2 кластери можна вирішити як задачу неперервної нелінійної оптимізації, наприклад шляхом використання певної модифікації алгоритму градієнтного спуску.

Для розв'язання пом'якшеного варіанту задачі кластеризації на K кластерів можна застосувати підхід «один проти всіх» – спочатку розділяємо усі приклади на 2 кластери, після чого обираємо кластер з більшою середньою відстанню між його точками, і розбиваємо його на 2 кластери і так далі, поки не отримаємо потрібну кількість кластерів.

,

: $k(\vec{x};\vec{w})=\frac{1}{1+e^{-\vec{w}^T\vec{x}}}.$

,

$\vec{w}-$, $\vec{x}:\vec{w}^T\vec{x}>0$

1, , $\vec{x}:\vec{w}^T\vec{x}\leq 0$ –

0. ,

«

» 2 ,

.

, ,

.

,

– . – ,

$[0,1],$

.

sigm_pieewise, ,

,

. , ,

,

$k(\vec{x};\vec{w}).$

:

:

- $X=(\vec{x}_1,...,\vec{x}_n),\vec{x}_i\in R^d,i=1,...,n;$

- $K,$;

- $k(\vec{x};\vec{w}),$

\vec{w} .

:

1.

2

:

1.1.

\vec{w}_0 .

1.2.

$$C(\vec{w}).$$

:

$$\begin{aligned} \frac{\partial CR}{\partial w_t} = & \frac{1}{\left[\sum_{\vec{x}} k(\vec{x}, \vec{w})\right]^2} \cdot \left(\sum_{\vec{x}} \frac{\partial k(\vec{x}, \vec{w})}{\partial w_t}\right) \cdot \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l} \left\{k(\vec{x}_j, \vec{w})k(\vec{x}_l, \vec{w})\|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2\right\} + \\ & + \frac{1}{\left[\sum_{\vec{x}} k(\vec{x}, \vec{w})\right]^2} \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l} \left\{\|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2 \left[\frac{\partial k(\vec{x}_j, \vec{w})}{\partial w_t} k(\vec{x}_l, \vec{w}) + \frac{\partial k(\vec{x}_l, \vec{w})}{\partial w_t} k(\vec{x}_j, \vec{w})\right]\right\} + \\ & + \frac{1}{\left[n - \sum_{\vec{x}} k(\vec{x}, \vec{w})\right]^2} \cdot \left(\sum_{\vec{x}} \frac{\partial k(\vec{x}, \vec{w})}{\partial w_t}\right) \cdot \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l} \left\{[1 - k(\vec{x}_j, \vec{w})][1 - k(\vec{x}_l, \vec{w})]\|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2\right\} + \\ & + \frac{1}{\sum_{\vec{x}} [1 - k(\vec{x}, \vec{w})]} \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_l} \left\{\|\vec{x}_j - \vec{x}_l\|^2 \left(\frac{\partial k(\vec{x}_j, \vec{w})}{\partial w_t} [k(\vec{x}_l, \vec{w}) - 1] + \frac{\partial k(\vec{x}_l, \vec{w})}{\partial w_t} [k(\vec{x}_j, \vec{w}) - 1]\right)\right\}. \end{aligned}$$

1.3.

$$\vec{w}_f.$$

1.4.

2

–

,

$$f\left(\vec{x}; \vec{w}_f\right) < 0,5 \qquad \qquad \qquad 0,$$

$$\left(\qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad f\left(\vec{x}; \vec{w}_f\right) \geq 0,5 - \qquad \qquad \qquad 1. \right.$$

2.

$$< K,$$

:

$$MD(C) = \frac{1}{2|C|} \sum_{\vec{x}_j, \vec{x}_i \in C} \|\vec{x}_j - \vec{x}_i\|^2,$$

,

$$MD(C)$$

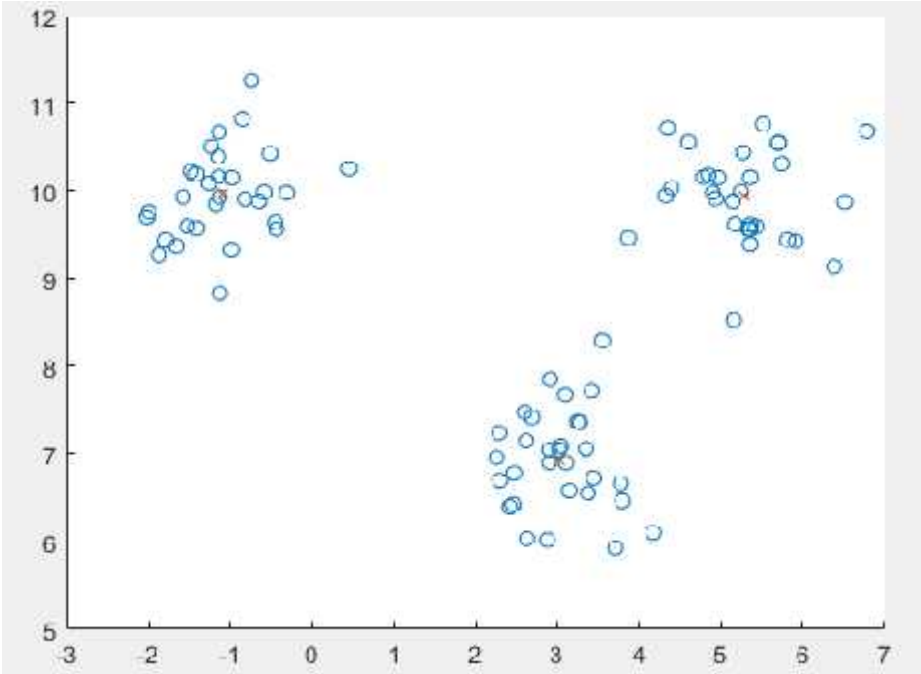
,

K

.

.

.
 3
 (.4.18).

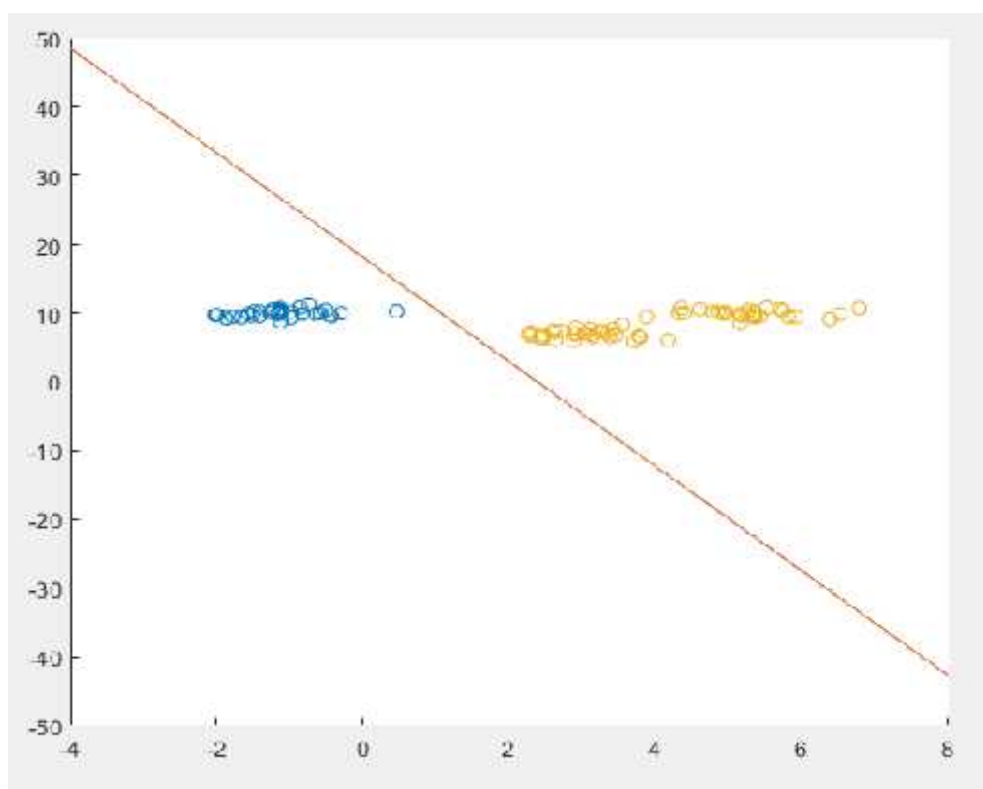


.4.18. 3

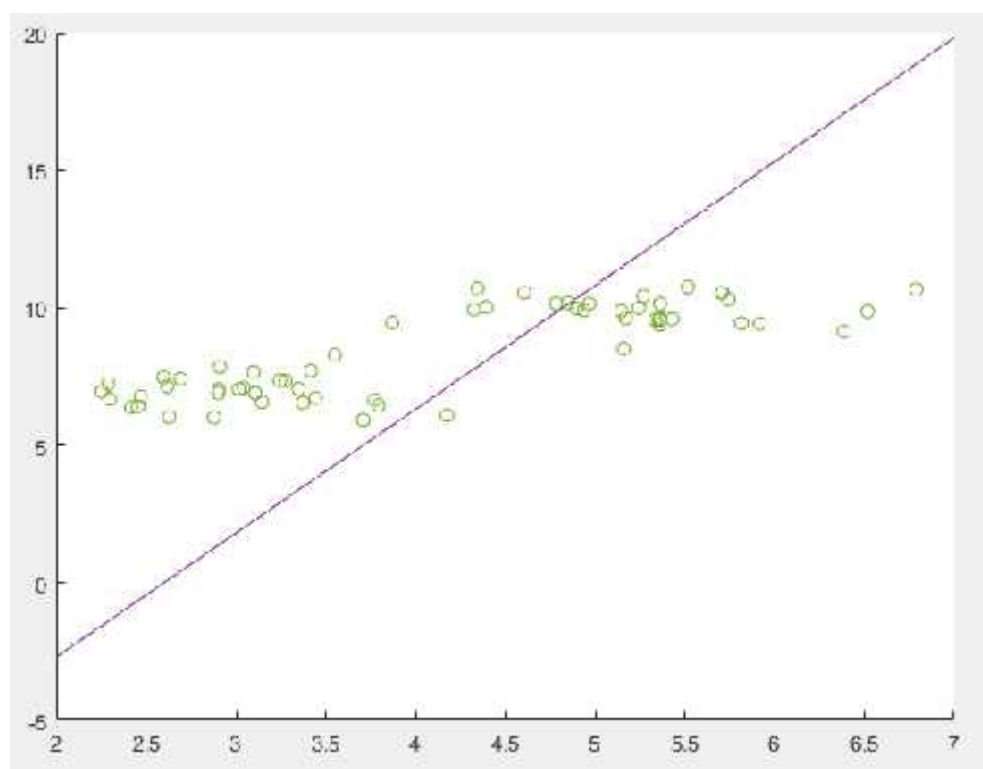
, R^2 ,
 — .

(.4.19).
 ,

.
 ,
 .
 (.4.20).



. 4.19.



. 4.20.

,

.4.5.5.

[18], [19]. « »
« ’ »,

— $\vec{x}^{(i)}$ (

[20]:

$$\vec{\mu}^{(i)} \in R^K, \sum_j \vec{\mu}_j^{(i)} = 1, \vec{\mu}_j^{(i)} \geq 0.$$

, ,

$$\vec{\mu}^{(i)} \qquad \vec{x}^{(i)},$$

$$\vec{\mu}^{(i)} = f\left(\vec{x}^{(i)}; \vec{w}\right),$$

, $\vec{x}^{(i)}$

$$\vec{\mu}^{(i)},$$

· ,

, — ,

· ,

— ,

, « » - .

4.5

:

1.

$$S = \{(\vec{x}_i, y_i) : i = 1 \dots n\}.$$

:

$$E = \sum_{i=1}^n \left[\text{net}(\vec{x}_i) - y_i \right]^2.$$

$$\vec{\theta}^g$$

.

—

$$10$$

,

,

;

Rprop [3].

2.

S .

,

$$C_j$$

,

$$\vec{\theta}_j, j=1...k,$$

k —

,

,

,

,

.

,

.

3.

k

—

.

:

a)

$$\vec{\theta}^g;$$

)

$$\text{net}_j$$

$$C_j$$

:

$$E_j = \gamma \sum_{\vec{x}_i \in C_j} (\text{net}_j(\vec{x}) - y_i)^2 + \sum_{\theta_l \in \vec{\theta}_j} (\theta_l - \theta_l^g)^2,$$

$$\gamma -$$

.

,

,

$$\vec{\theta}^g -$$

[3].

4.

:

$C_h,$

,

,

.

4.6

,

,

(

),

.

,

:

,

sigm_piecewise

sigm_piecewise

.

:

•

$\vec{y}=[y_1,...,y_n]^T;$

•

$h;$

•

$d;$

•

$K.$

:

1.

$h \quad d,$

$X \in R^{m \times d}$

$\vec{o} \in R^m, \quad m = n - d - h + 1.$

2.

sigm_piecewise

,

Rprop.

,

:

$$E=\sum_{i=1}^n\bigl[\text{net}(\vec{x}_i)-y_i\bigr]^2.$$

$$3. \qquad \qquad \qquad \mathbf{X} \qquad K$$

$$, \qquad \qquad \qquad ,$$

$$,$$

$$, \qquad \qquad \qquad ,$$

$$.$$

$$, \qquad \qquad \qquad \vec{x}_i,i=1,...,m$$

$$k_i\in\{1,...,K\},i=1,...,m\,.$$

$$4.$$

$$- \qquad \qquad \qquad k \in \{1,...,K\}$$

$$\ll \qquad \qquad \qquad \gg \qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad ,$$

$$:$$

$$E_j=\gamma\sum_{\vec{x}_i\in S_k}\bigl(\text{net}_k(\vec{x}_j)-y_j\bigr)^2+\sum_{\theta_l\in\bar{\theta}_k}(\theta_l-\theta_l^s)^2.$$

$$5.$$

$$-$$

$$k\;(\;$$

$$),$$

$$, \qquad \qquad \qquad .$$

$$, \qquad \qquad \qquad .$$

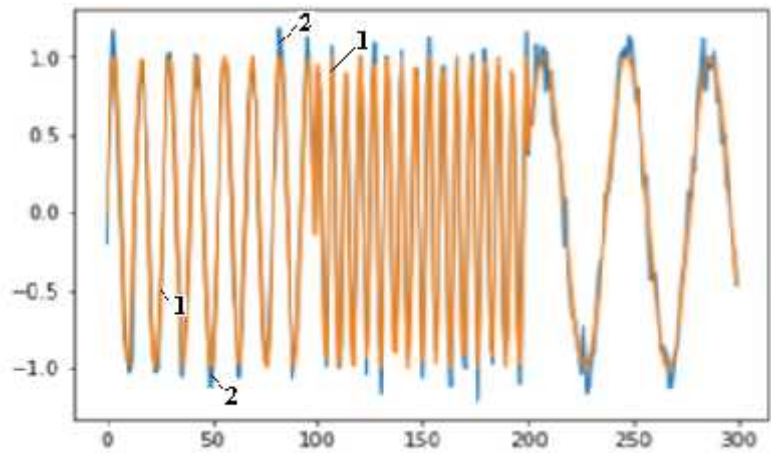
$$:$$

$$y_t=\sin(w_t\ast t)+N(0,\sigma^2),\;t=1,...,300,$$

$$w_{1:100}=\frac{3}{2\pi},\;w_{101:200}=\frac{6}{2\pi},\;w_{201:300}=\frac{1}{2\pi},\;\sigma^2=0,01,$$

$$,$$

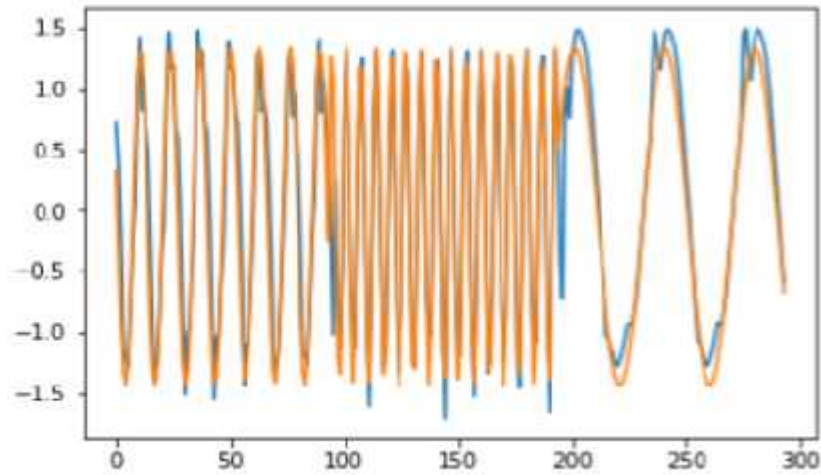
$$(\quad .4.21).$$



. 4.21. , 3
:
(1) – « » ;
(2) –
, .
 $d = 5$
, $\langle X, y \rangle$,
– $\langle X_{\text{train}}, y_{\text{train}} \rangle$
– $\langle X_{\text{test}}, y_{\text{test}} \rangle$.

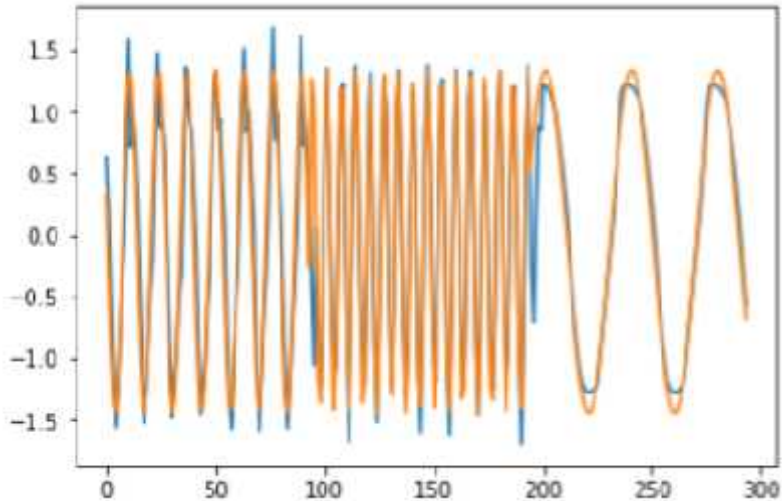
12 ReLU

0.0984, – 0,2006
(. 4.22).



. 4.22. – , –

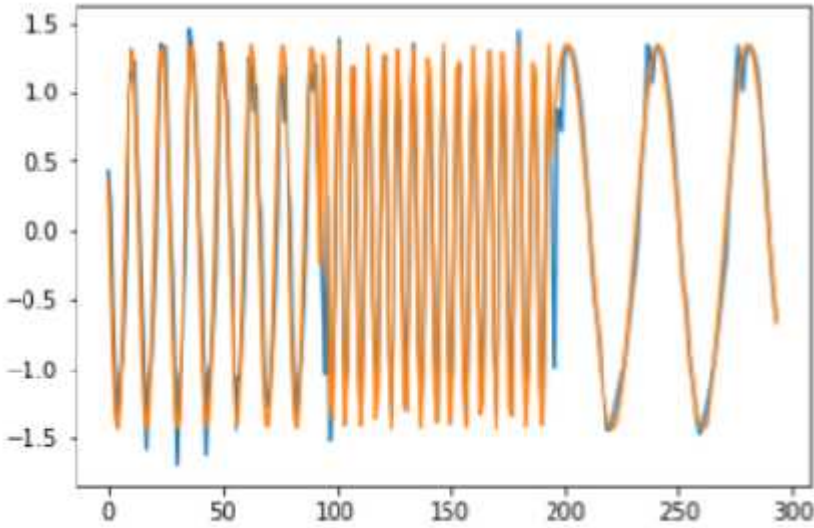
,
12 ReLU
 .
0,0825, − 0,1745
(. 4.23).



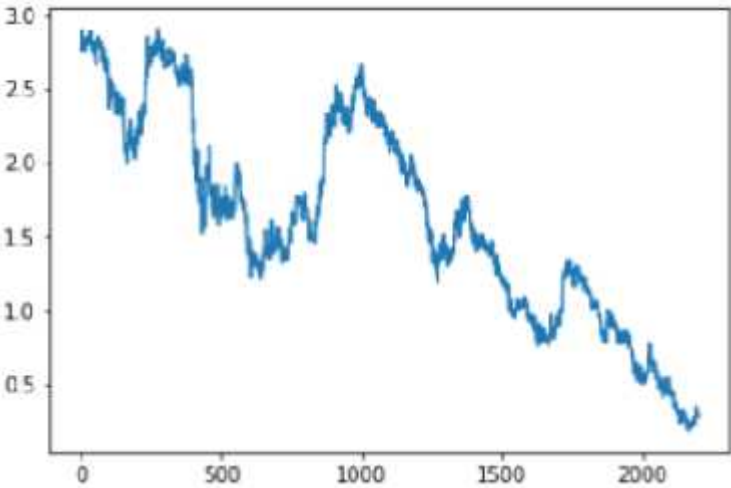
. 4.23. − , −
−
3- « » ,

.
 ,
 .
0.0797, − 0.1627
(. 4.24).

−
3 « » .
 ,
 - ,
T10Y2Y (. 4.25).



. 4.24. — , —



. 4.25. T10Y2Y,
—

$d = 10$ 2 ,

,
.

. 4.3,

—

,

，
，
« »
，
.

4.3

()	0.0057	0.0571
	0.0064	0.0625
	0.0052	0.0551

.4.6.

.4.7.

4

- 1.，
sigm_pieewise
，
.
- 2.，
，
.
.
- 3.，
，
，

4. ,
1. Al-Marzouqi H. Data Clustering Using a Modified Kuwahara Filter, Neural Networks. – International Joint Conference, 2009. – 128–132 c.
2. Chumachenko E. I. Forecasting the Demand for UAV Using Different Neural Networks Topology / E. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine. – pp. 62–64.
3. Sineglazov V. A method for building a forecasting model with dynamic weights / V. Sineglazov, O. Chumachenko, V. Gorbatiuk // , 2014. – 2(4). – . 4–8.
4. Sineglazov V. An Algorithm for solving the problem of forecasting / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk / Aviation. Latvia: vol. 17, Issue 1, pp. 9–13, 2013.
5. Sineglazov V. Applying Different Neural Network's Topologies to the Forecasting Task / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // 4th International Conference in Inductive Modelling ICIM', 2013. – . 217–220.
6. Sineglazov V. One approach for the forecasting task / V. Sineglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // Proceedings, the fifth world congress «Aviation in the -st Century», safety in aviation and space technologies. – Vol. 2, September 25-27 2012, Kyiv, Ukraine. – p. 3.5.49–3.5.53.

7. . . : / .
 . . – . « », 2011. – 376 .
8. . .
 / . . , . . , . .
 // : . . –
 ∴ , 2012. – . 4. – . 214–223.
9. . . /
 . . , . . // Intellectual system for decision
 making and problems of computational intelligence. ISDMC 2012 Congrece
 proceeding, May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine p.p. 423–425.
10. . .
 / . . , . . //
 . – ∴ , 2011. – 1(27). – . 57–65.
11. . . . / . .
 , . . // , 2012. – 2. –
 . 23–31.
12. . .
 , / . . , . . //
 . : . – 1 (76). – 2016. – C. 101–107.
13. . .
 / . . , . . , . . //
 - «
 , » . – -
 , (23 – 28 2016 .). – C. 23 – 26.
14. . .
 / . . , . . //
 VIII -
 « - , – 2016». – , ,
 . (22–23 2016 .). – : . – 2016. – C. 95–96.

15. Engle R. F. Autoregressive Conditional Heteroskedastisity with Estimates of the Variance of U.K.Inflation // *Econometrica*. 1982. Vol. 50. . 987–1007
16. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastisity // *Journal of Econometrics*. 1986. Vol. 31. . 307–327.
17. Engle R. F. 1995. ARCH: Selected readings. Oxford: Oxford Univ. Press.
18. Bezdek J.C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. N.Y.: Plenum Press, 1981.
19. Gath, I. Unsupervised optimal fuzzy clustering / Gath I., Geva A. B. // *Pattern Analysis and Machine Intelligence*. –1989. – 2. – 7. – . 773–787.
20. . . .
. – .: , 1976.

5

5.1

，
。
，
(
).

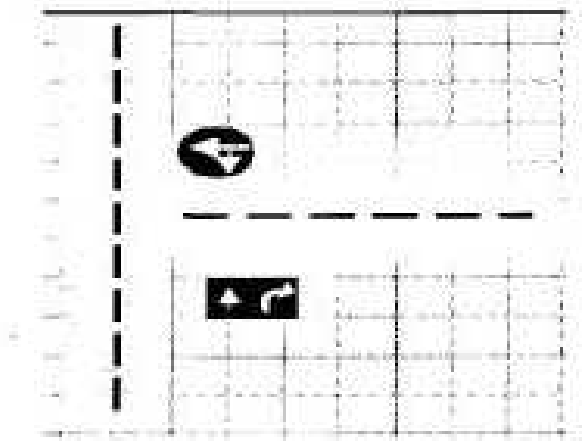
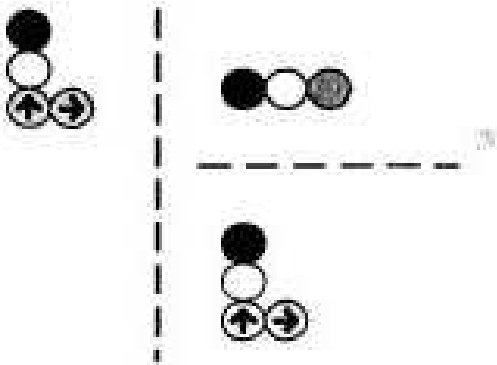
，
。
。
。
—
，
。

.5.1, .

，

。

.5.1, .



.5.1.

: — ;

—

5.2.1

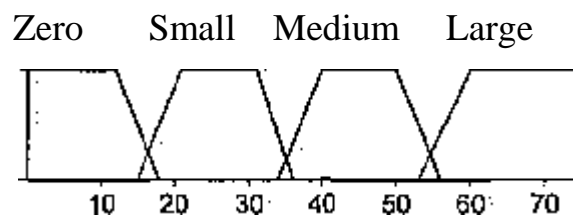
$\text{CarsRight} - \text{CarsUp}$; CarsUp
 $\text{LightLen} - \text{DeltaLight}$ [2].
 $\text{CarsRight} - \text{CarsUp}$,
 $\text{CarsRight} = \{\text{Zero, Small, Medium, Large}\}$, $\text{CarsUp} = \{\text{Zero, Small, Medium, Large}\}$.

CarsUp

. 5.2.

LightLen, DeltaLight

$\text{LightLen} = \{\text{Small, Medium, Large}\}$, $\text{DeltaLight} = \{\text{Negative, Zero, Positive}\}$.



. 5.2.

CarsRight CarsUp

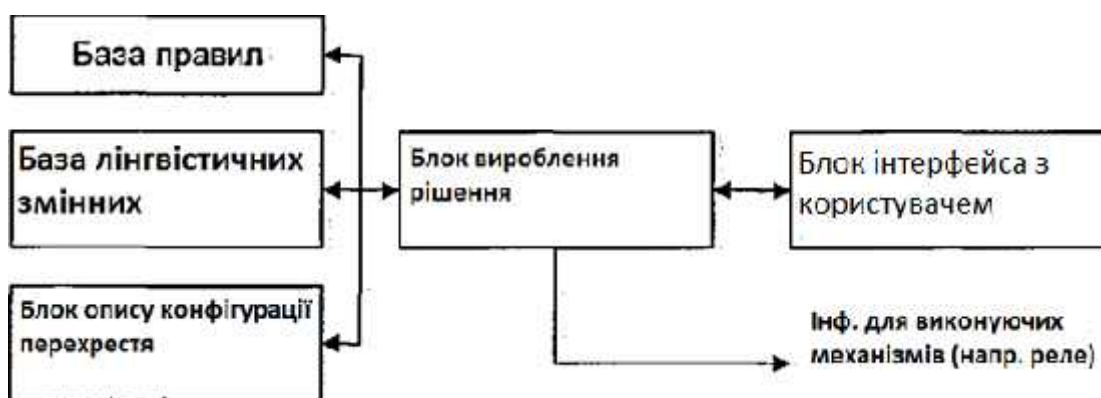
$$I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}, \quad = \{1, 2, \dots, n\}. \quad (5.1)$$

$$: N = 5 (\frac{1}{5} + \frac{2}{5} + \frac{3}{5} + \frac{4}{5} + \frac{5}{5}) = 5 (5 + 10 + 10 + 5 + 1) = 155.$$

[3]

().

(. 5.3).

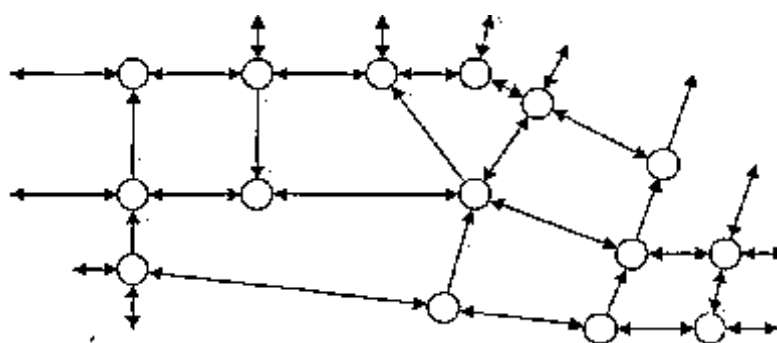


. 5.3.

5.2.2

[2].

. 5.4.



. 5.4.

().

<<

».

;

.

,

.

.

1.

-

,

,

.

2.

;

-

.

3.

(

)

,

.

,

, 14–15%

, 4–5% –

[5].

49% 51% –

.

5.3

5.3.1

.

,

;

-

.

.

-

.

. 5.5.

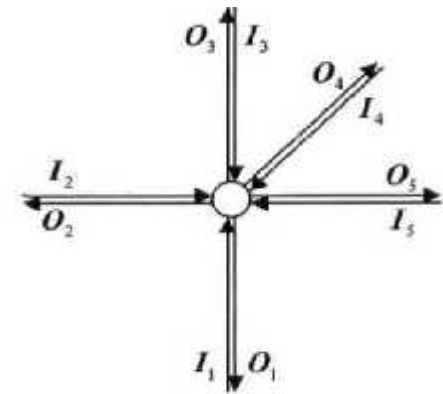
— ,
.
— . ,
, (. 5.6).

:

$I_1 + I_2 + I_3 + I_4 + ... + I_n = \quad_1 + \quad_2 + \quad_3 + \quad_4 + ... + \quad_n.$ (5.2)



. 5.5.



. 5.6.

,
,
:
:

$$\sum_{i=1}^m I_i = \sum_{j=1}^n O_j,$$
 (5.3)

m, n — .

$$, \qquad \qquad \qquad :$$

$$\sum_{i=1}^m I_i \leq \sum_{j=1}^n O_j. \tag{5.4}$$

$$: \qquad \qquad \qquad U^i,$$

$$U^i=\{u_1,u_2,...,u_n\}:\sum_{j=1}^nu_j^i=I_i. \tag{5.5}$$

$$V(I_i)-\qquad \qquad \qquad I_i.$$

$$:$$

$$C=\sum_{i=1}^mV(I_i)\rightarrow\min. \tag{5.6}$$

$$.$$

$$.$$

$$, \qquad \qquad \qquad ,$$

$$, \qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad -$$

$$,$$

$$[5].$$

$$. \quad 5.7,$$

$$\begin{aligned} & \left(\qquad \qquad \qquad \right) \qquad \qquad \qquad \left(\qquad \qquad \qquad \right) \\ &_{+1} \dots _{-1}) - \qquad \qquad \qquad _{-l-1} \dots \qquad - \\ & \qquad \qquad \qquad _8 \dots \quad _{x_{10}} \quad (\text{p} \quad . \quad 5.8), \end{aligned}$$

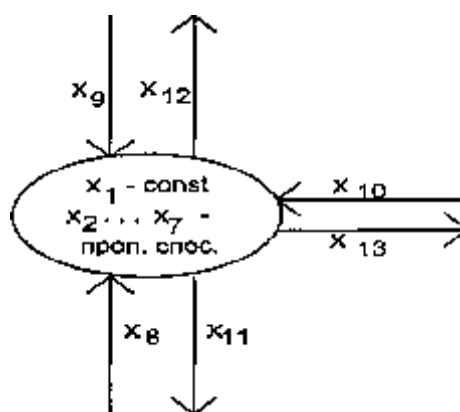
$$x_{11} \dots x_{13} \qquad \qquad \qquad).$$

$$\begin{aligned} & \left(\quad _1 \qquad \qquad \qquad - \qquad \qquad \qquad \right) \\ & \left(\qquad \qquad \qquad _2 \dots _k \qquad \qquad \qquad _2 \dots _7 \right. \\ & \qquad \qquad \qquad \left. \right), \qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad , \end{aligned}$$

$$x=\left(x_1x_2...x_kx_{k+1}...x_lx_{l+1}...x_n\right)^{\text{T}}.$$



. 5.7.



. 5.8.

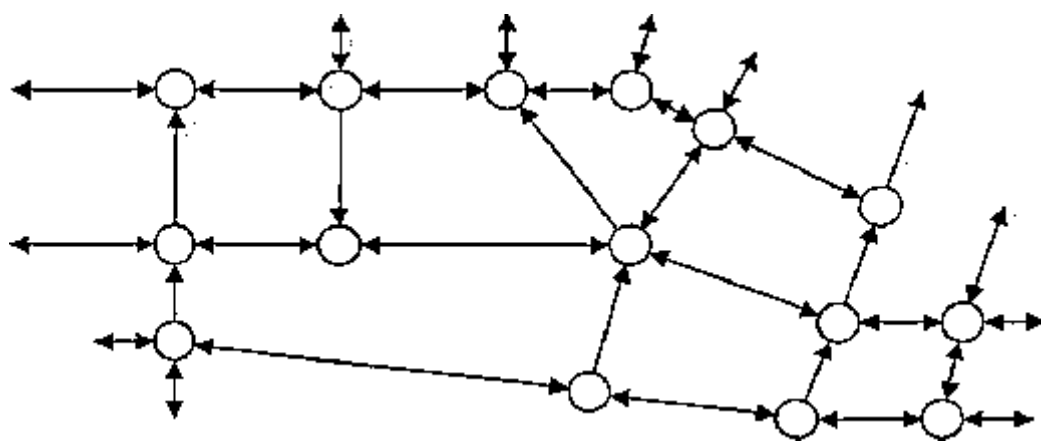
(Y)

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-a \sum_{i=1}^m x_i w_i}}, \quad (5.7)$$

$w = (w_1 \dots w_n)$ – ; Y –

5.3.2

[6].



. 5.9.

,

:

— ;

— n ;

— Q ;

— V_{\max} .

,

,

.

,

,

.

.

()

.

,

,

,

,

,

.

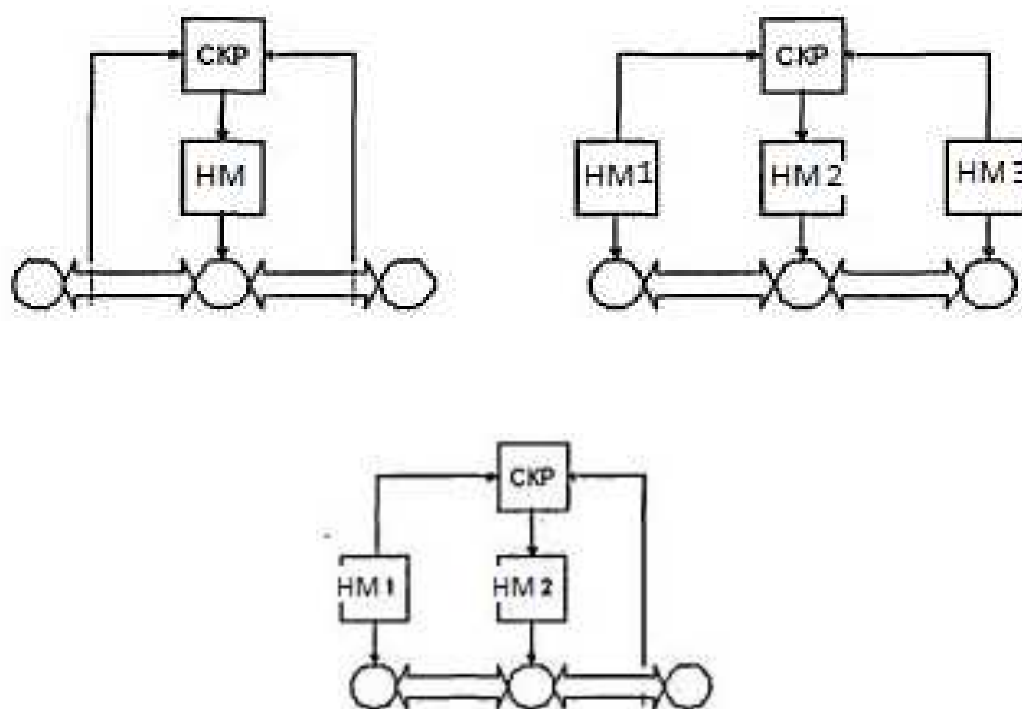
.

,

.

,
 ,
 ,
 :
 — ;
 — , ;
 — , ,

. 5.10.



. 5.10.

:
 — ; — ;
 —

’ (

$$),$$

• <http://www.oxfordjournals.org/doi/10.1093/oxfordjournals/oxford-journals>

•

,

•

,

•

,

2

•

—

•

’

•

•

2

,

•

•

5.4.

5.4.1

2

,

[2].

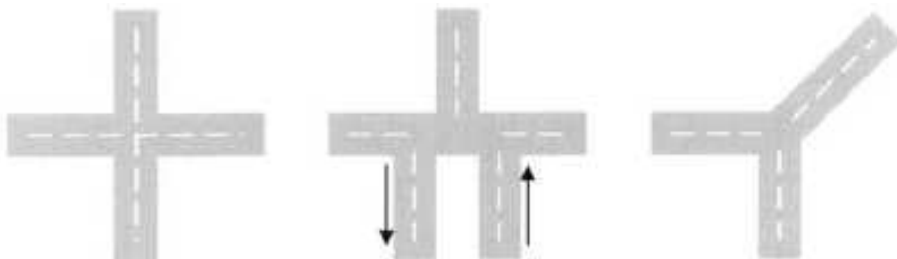
, — .
:

$$F\{x_1,x_2,...,x_m\}=\{u_1,u_2,...,u_n\}, \tag{5.8}$$

i — , ; u_i — , .

, ,

. 5.11.



. 5.11. , : — ;
— , ;

—

, . 5.11,*a*
,

$N, S, W,$

, (, , ,).

:

—

,

—

$N_N, N_S, N_W, N_E,$

;

—

—

$F_N, F_S, F_W, F_E.$

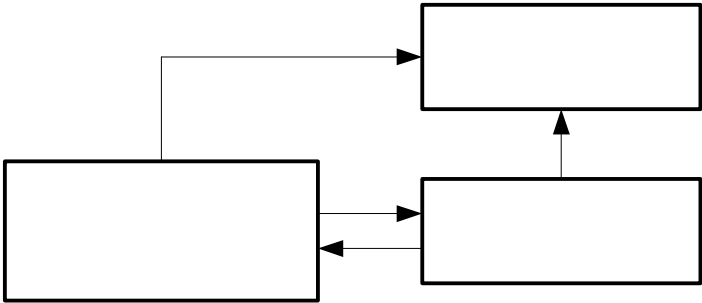
,

.

« »

.

. 5.12.



. 5.12.

, 2.

,

,

.

,

.

,

—

,

.

,

.

,

.

:

.

,

.

2.

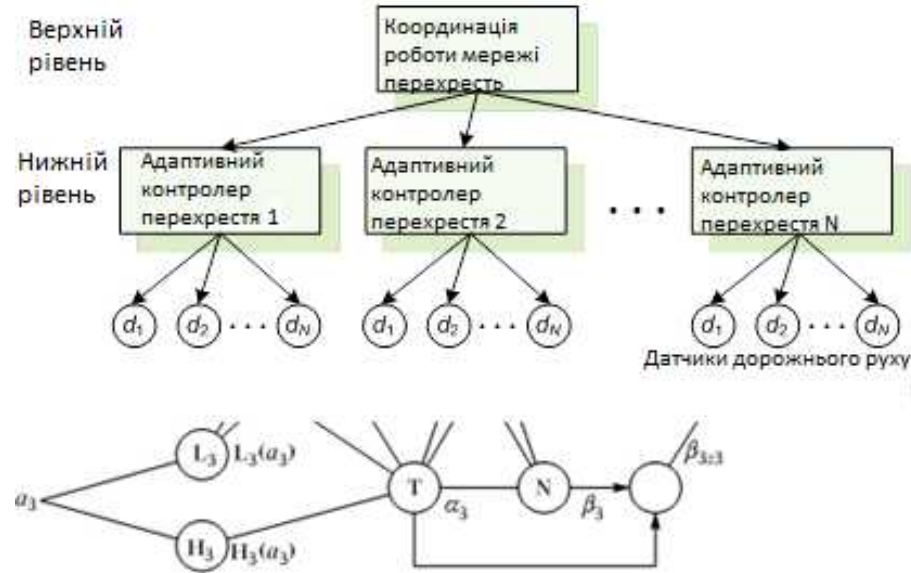
5.4.2

,
 ,
 ,
 . —
 .
 . ,
 . ,
 «0» «1»,
 .
 :
 — ;
 —
 ;
 —
 ;
 —
 .
 .
 .
 —
 ,
 .
 (), ,
 ,
 ,
 ,
 ,
 —

5.5

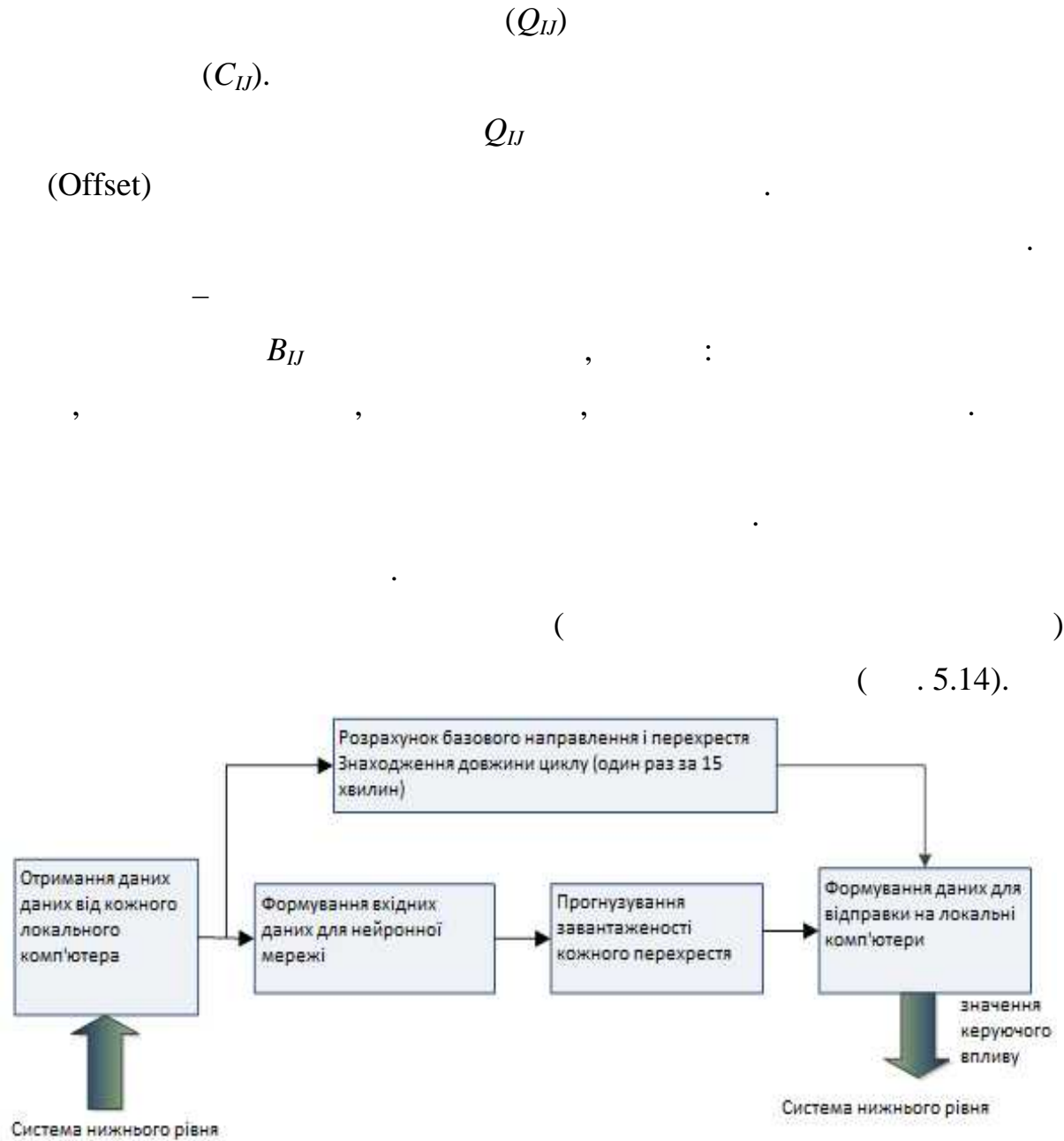
[1, 2, 18].

(5.13):



5.13.

$Q_{II} \quad C_{II},$



. 5.14.

5.5.1

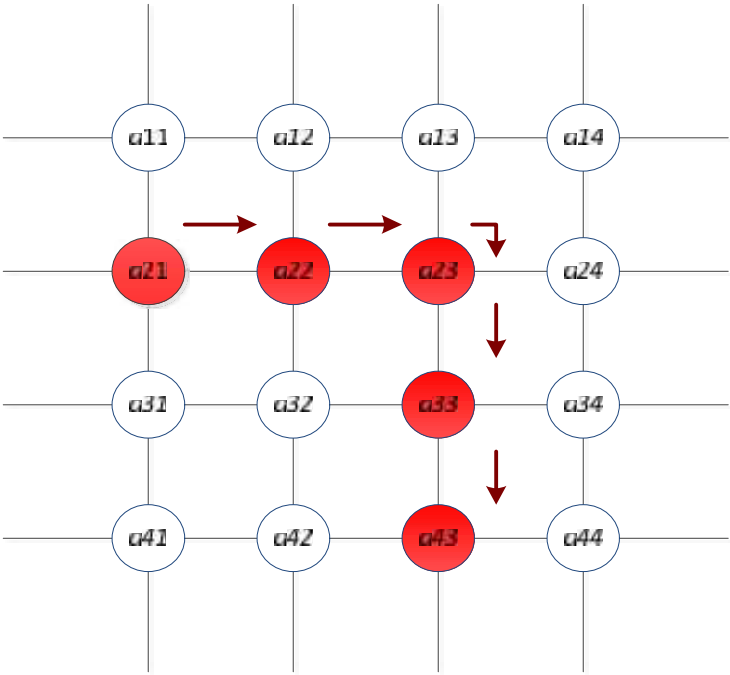
$$X=\frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i\right)}{n},$$

$i = 1, 2, \dots, n$,
where x_i is the value of the variable x at the i -th point of the sample.
The sample mean \bar{x} is a statistical characteristic of the sample.

$$x_i = I_i T / (M_{Hi} t_{Oi}),$$

I_i is the current strength, M_{Hi} is the magnetic field strength, t_{Oi} is the time of observation.
(x_i is the value of the variable x at the i -th point of the sample.)
The sample mean \bar{x} is a statistical characteristic of the sample.

$\max(x_i)$ is the maximum value of the variable x in the sample.
(x_i is the value of the variable x at the i -th point of the sample.)
The sample mean \bar{x} is a statistical characteristic of the sample.



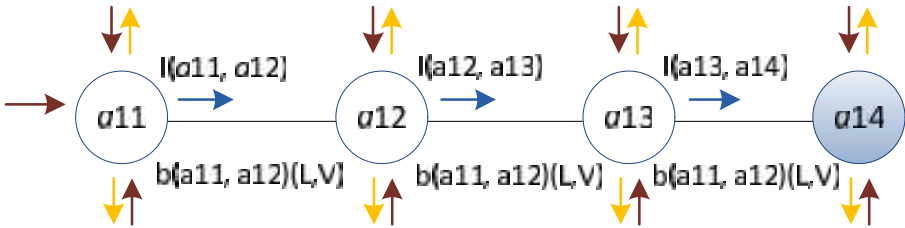
. 5.15.

,
: $A\{a(21), a(22), a(23), (33), (43)\}$.

5.5.2

,
[1].

,
,
,
(5.16).



. 5.16. ,

.
,
 I . T

.
,
.

5.5.3 -

:
— I_{ij} ;

— T_{ij} ,
(. . 5.16).

.

2.

TQ , ,
,
.
,
.
TQ

.

5.5.4

,

,

—

$T_{Lij} = L_{ij} / V_{ij},$,

.

$T_{Lij} = L_{ij} / V_{ij} .$

,

,

,

,

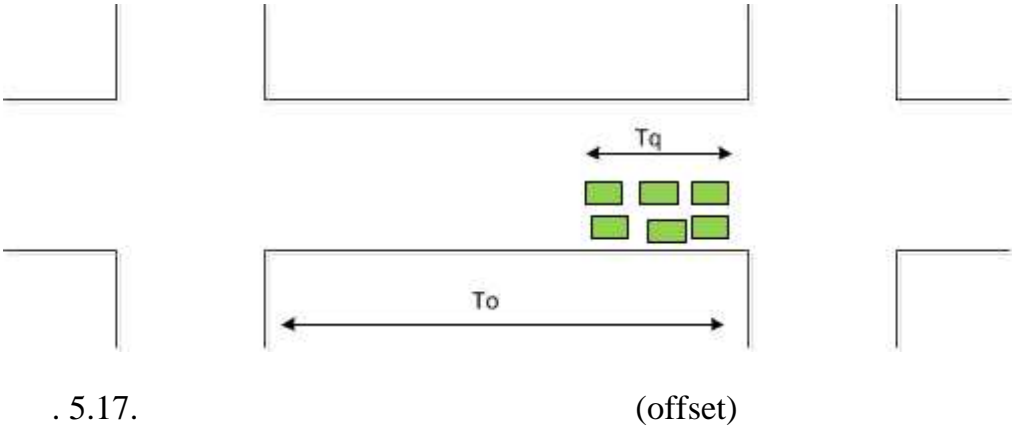
,

.

.

$$T_{Oij}=L_{ij}/V_{ij}-t_{qij},$$

$T_{Oij}=L_{ij}/V_{ij}-t_{qij},-$, (. 5.17).



, (l), (V),

$$t_o=\frac{l}{v}-t_q,$$

t_q — , , .

5.5.5

C # .Net Framework.

— . , , , , ()

,

.

. .

120 .

,

. 4 (.) .

.

1. :

.

2. :

)

;

)

.

,

.

.

.

.

[7].

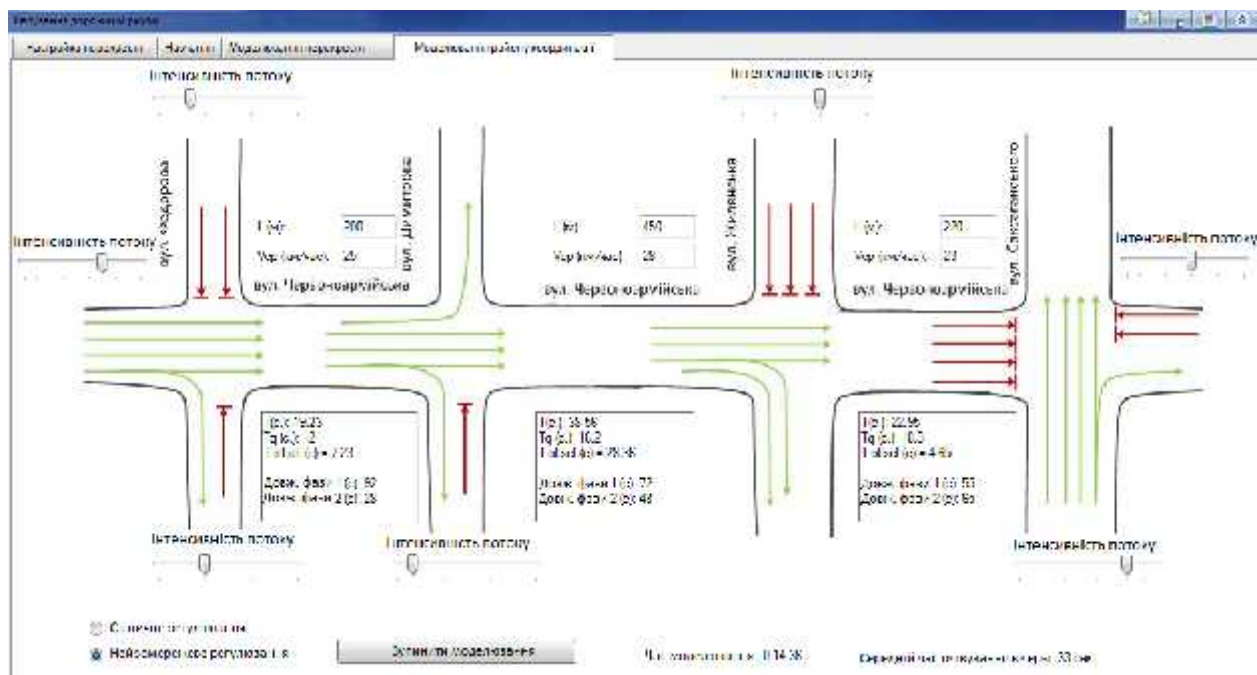
,

,

.

. 5.18.

15–25%



. 5.18.

5.2.

5

1.

2.

(

—

,

—

,

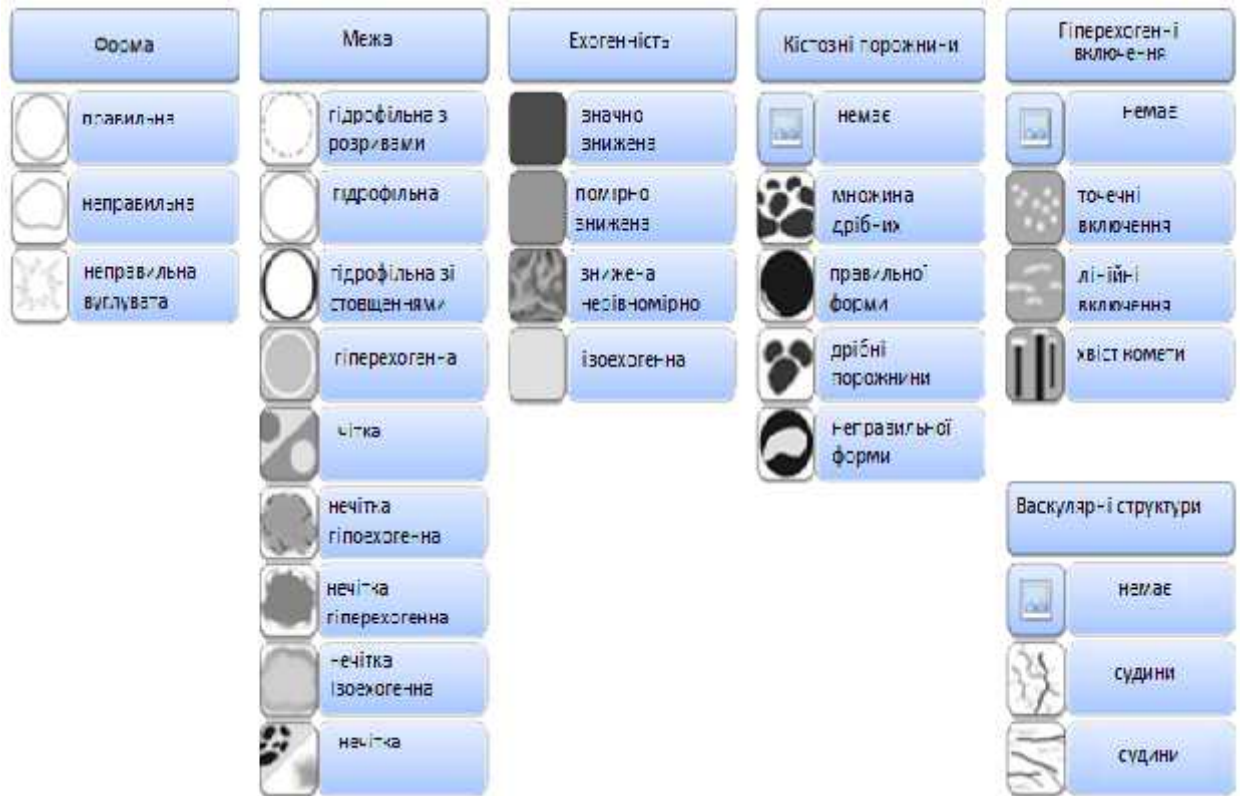
,

3. . . .
: . . . / . . . , – :
, 1995. – 80 .
4. . . . / . . .
, . . . // .: « » , 2013. – 192 .
5. . . . , . . .
// , – 2002. –
. 3, – 1- , 2002. – . 126–134.
6. . . .
, 1, 1999. – . 58–64.
7. . . .
/ . . . , . . . //
. – .: , 2008. – 12(32). –
. 130–140.

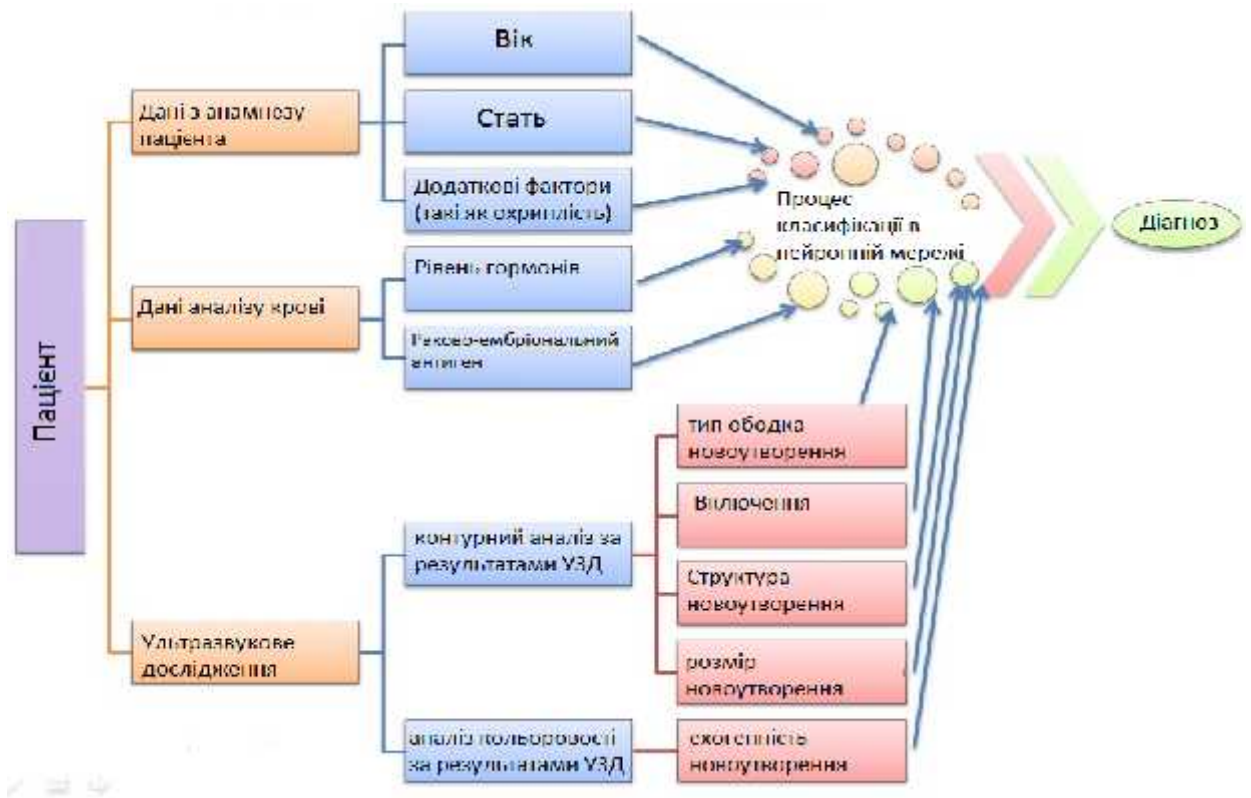
6

6.1

[2, 3, 6, 8 – 11]: ,
 , ,
 , - ,
 , , .
 ,
 , ()
 .
 , [4]
 . 6.1.
 ,
 ,
 [11]: , ,
 , .
 , :
 , - (),
 , 4, 3, ,
 ,
 , , .
 . 6.2.



6.1. ,



6.2.

()

.

(),

.

,

()

.

. 6.1.

,

n_1 N ,

()

:

$$I = \frac{\max_i - i + 1}{\max} \cdot \frac{n_i}{N} 100\%, \tag{6.1}$$

$i -$ $; i \in \overline{1, M}; i -$

$i -$ $; m -$ $; i -$

$i -$ $; -$

$; N -$

$$: N = \sum_{i=1}^M n_i. \tag{6.1}$$

$= 100\%, = 1, n = N,$

$(= 1).$

$.$ $,$

$,$ $.$

. 6.1.

3 :

- 1) (6 7, 14%);
- 2) (1, 3, 4 5, 9% < 13%);
- 3) (2 8 < 3,5%).

()

()				
1		, ()	2	13%
2			4	3,4
3		(,),	3	9
4			3	9
5		- ()	2	11
6		, 4, 3,	1	14
7			1	18
8		- ()	4	1,7

,

3-

1- 2- .

()

. 6.3.

. 6.1.

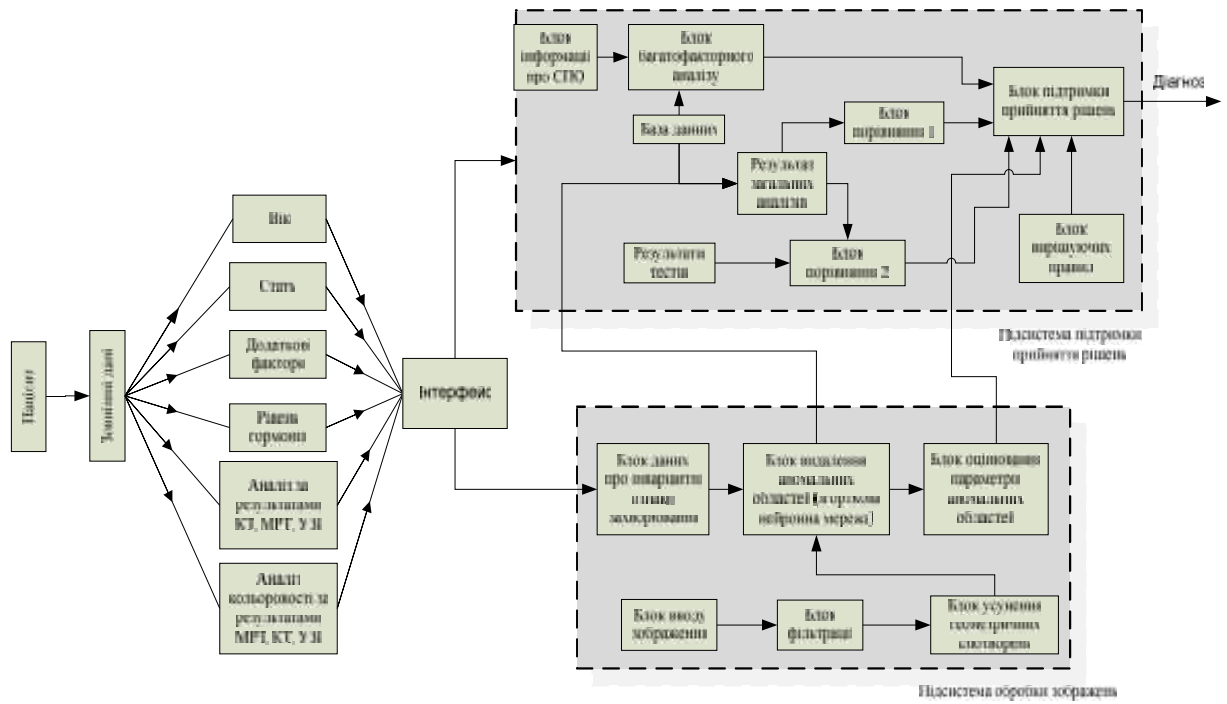
.

,

,

.

(. 3).



6.3.

6.2

,

,

. 6.4.

Matlab

S_{\max} ,

S

,

.

noise

,

.

.

,

wiener2

noise

.

.

,

[12, 13].

,

:

$$S=r+ar^3,$$

r –

–

(, r); a –

.

. 6.5.

. 6.1

,

.

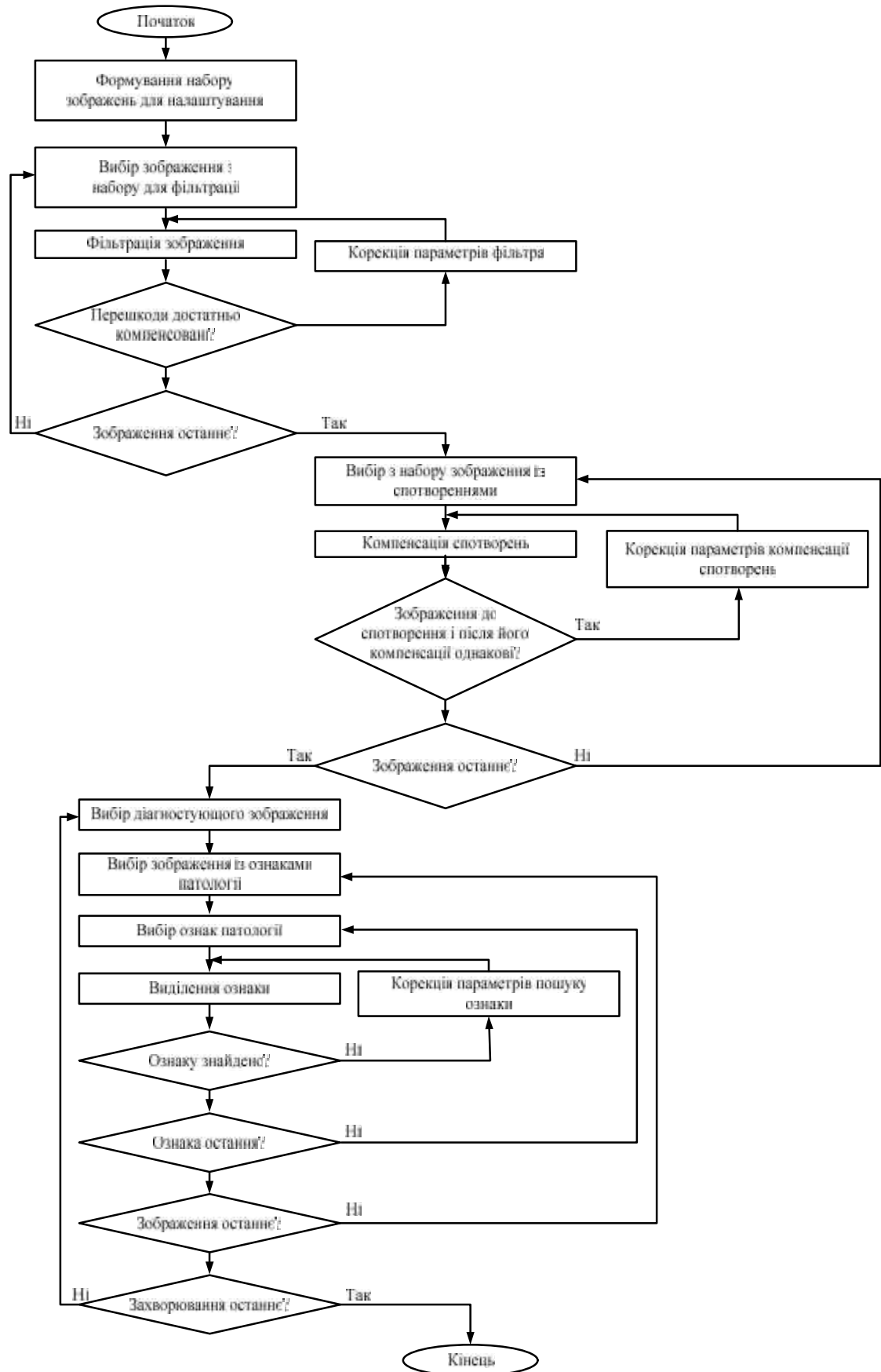
(. 6.3)

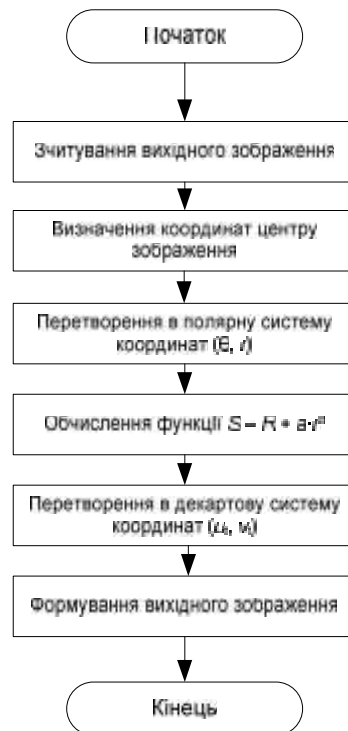
()

.

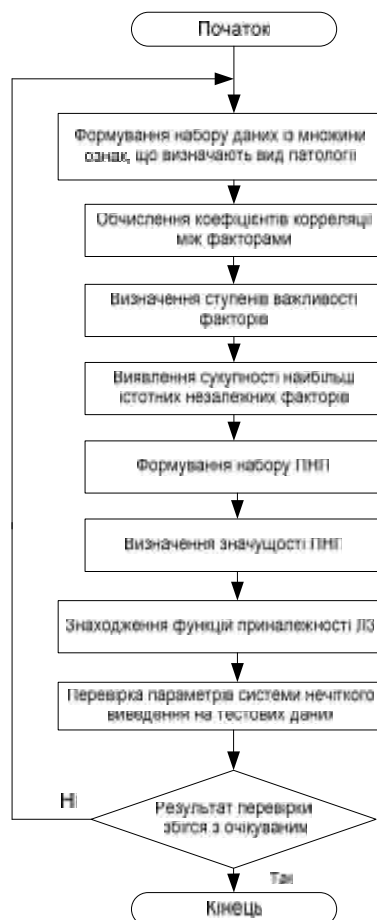
. 6.6,

.





. 6.5.



. 6.6.

:

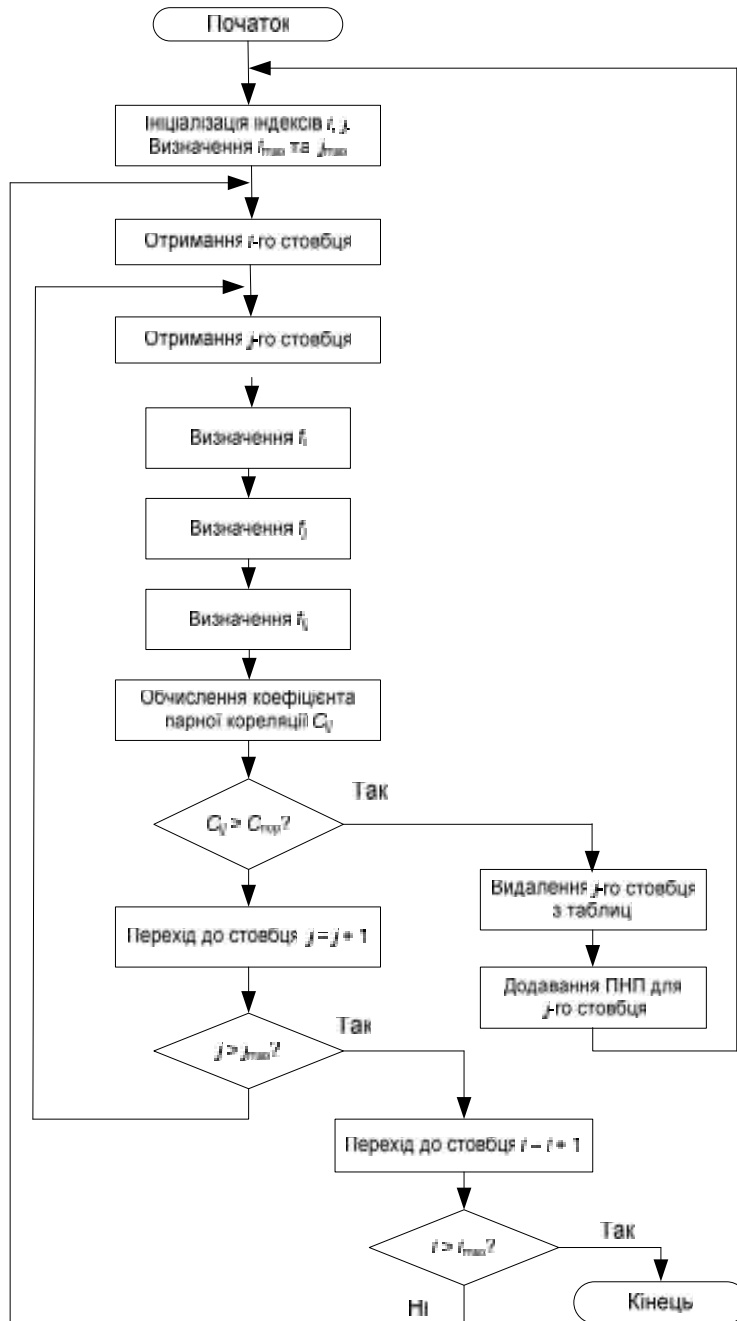
—

;

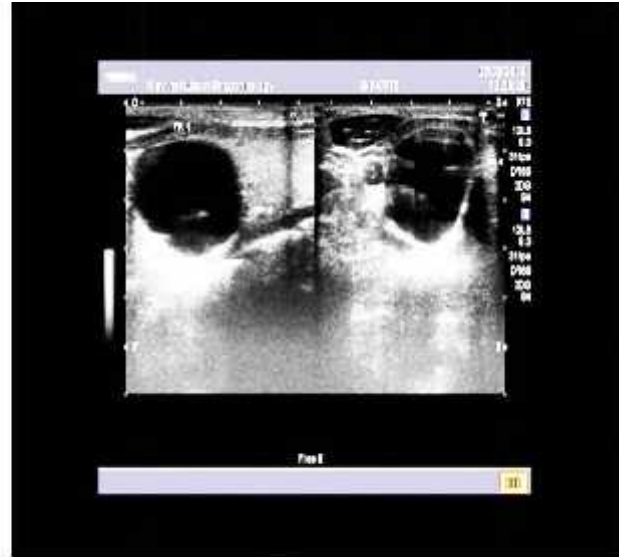
—

ij»

. 6.7.



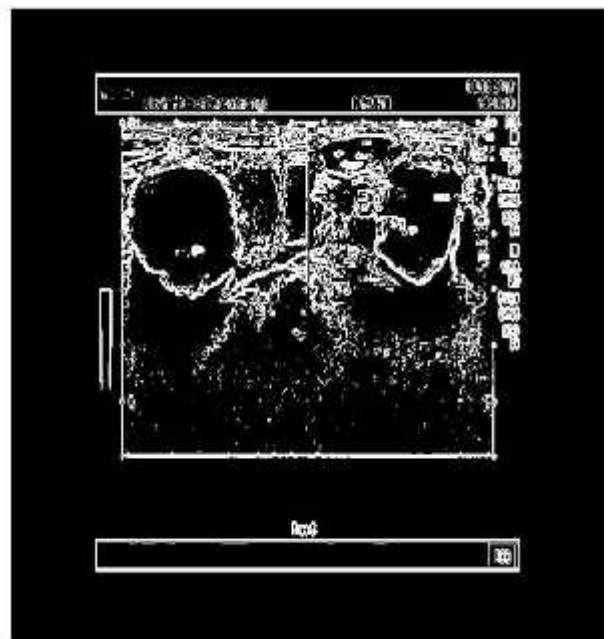
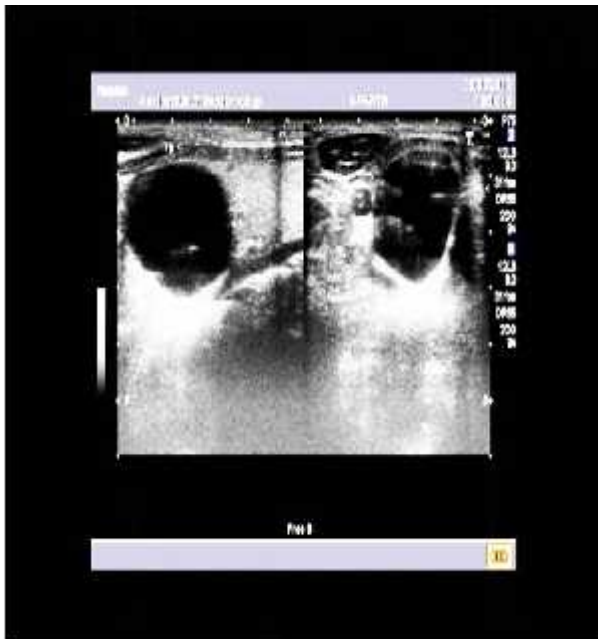
. 6.7.



. 6.8.

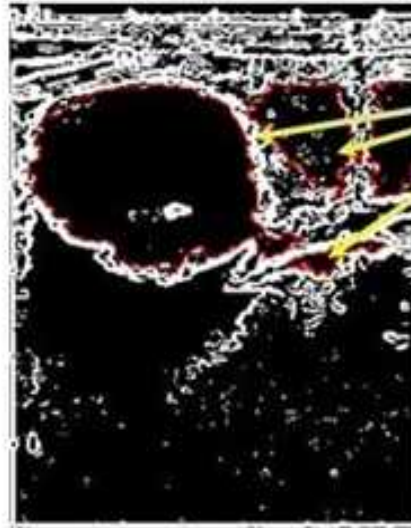
6.3.2

. 6.9,



. 6.9.

. 6.10.



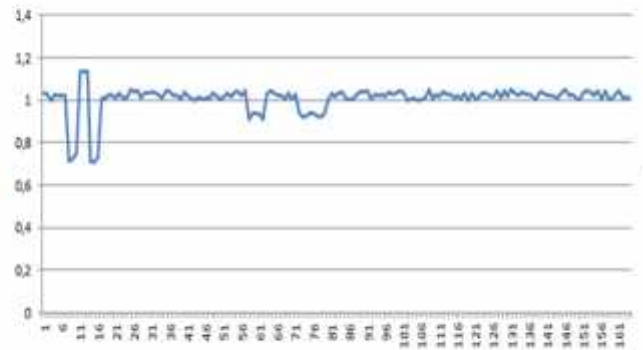
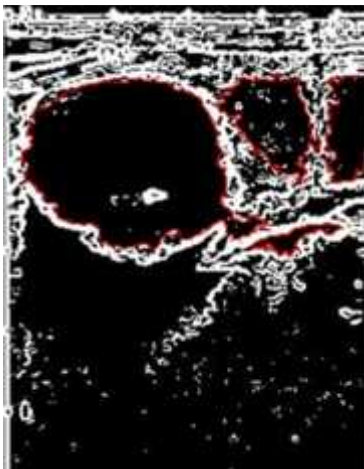
Підозрілі
ділянки

. 6.10.

6.3.3

(),

. 6.11.



. 6.11.

. 6.12.

,

.

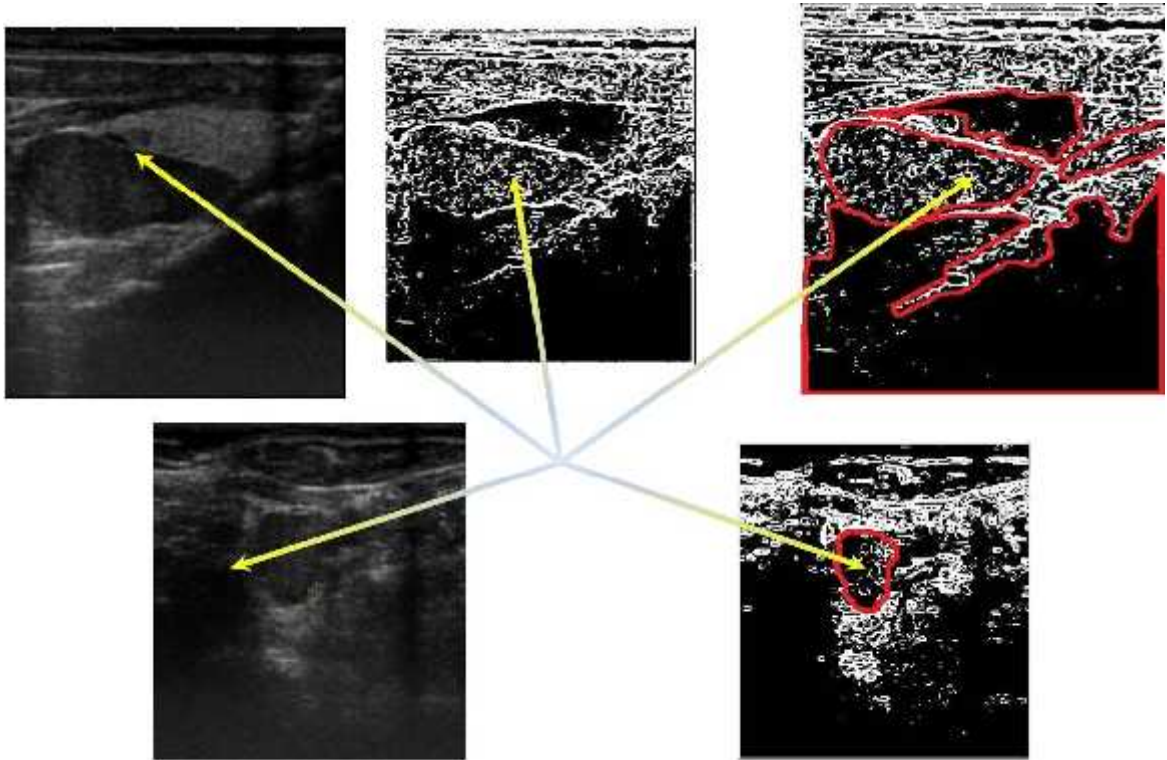
.

,

.

.

.

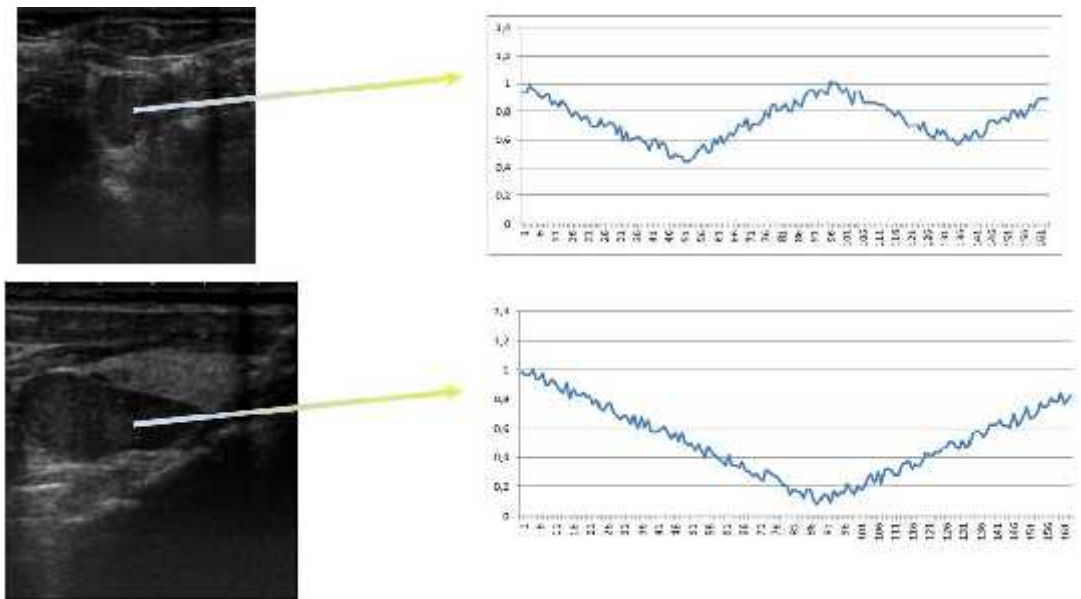


. 6.12.

« » , . 6.13.

,
Brunn

: 25,86.



. 6.13.

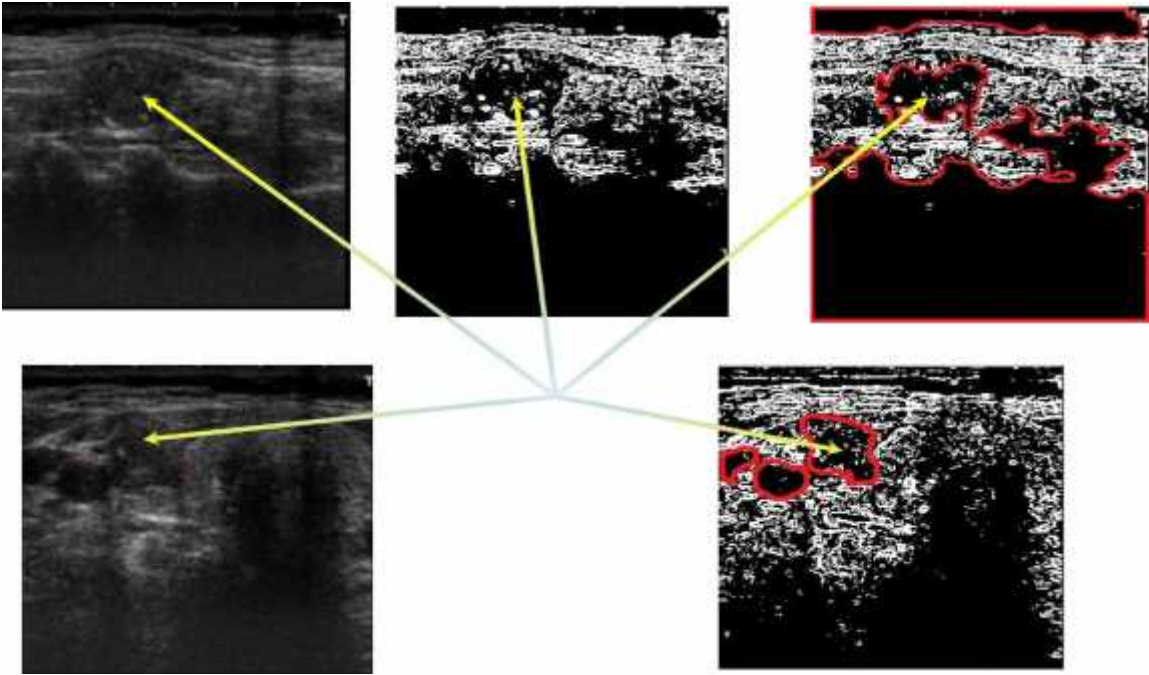
« »

: : 33 ;

: . : .

. 6.14.

, .



. 6.14.

,

. .

.

« »

, . 6.15.

,

Brunn

: 11,03.

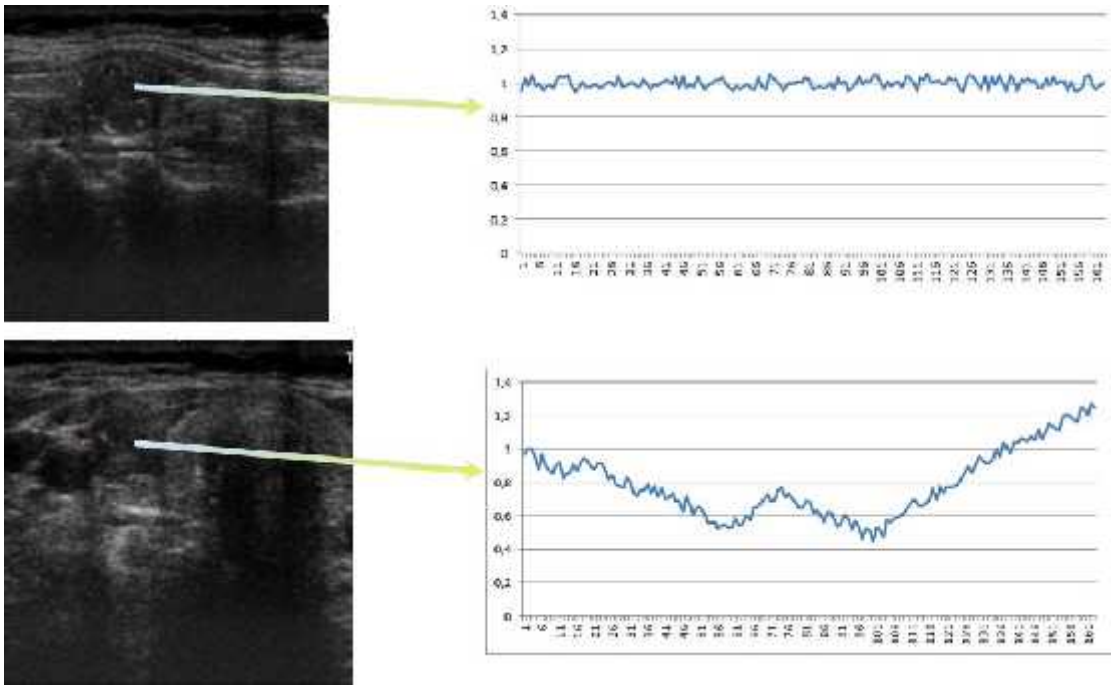
: : 58 ;

: . : .

. 6.16.

, 6 .

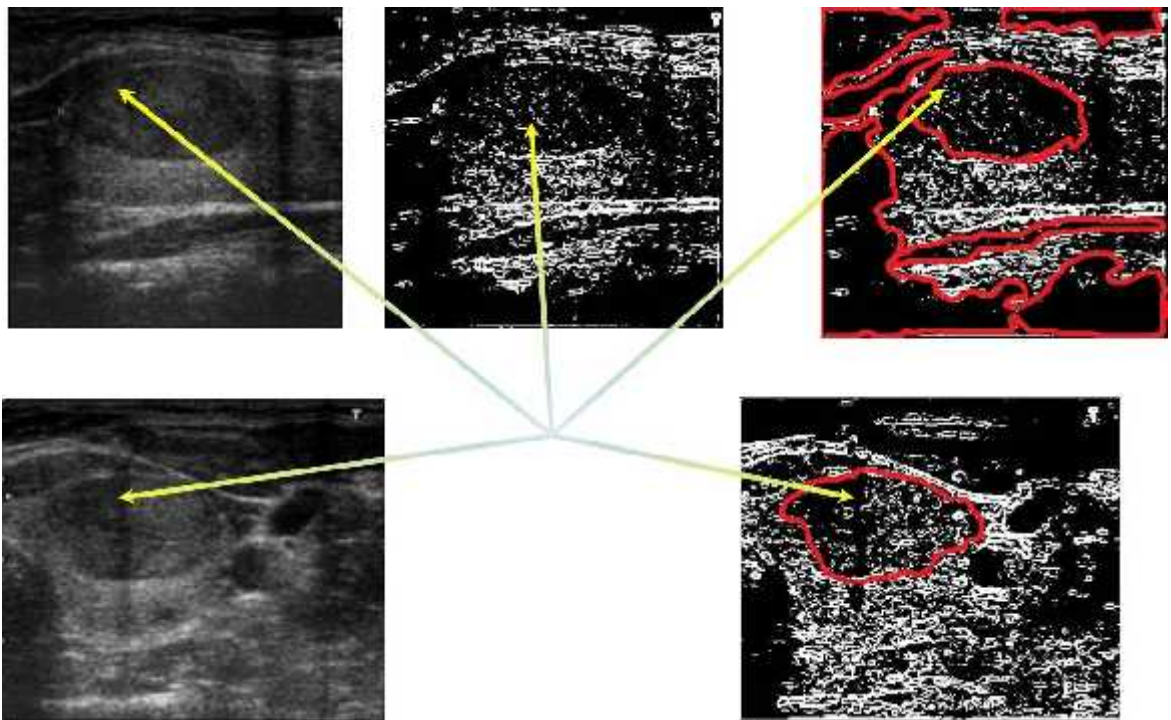
.



. 6.15.

«

»



. 6.16.

,

.

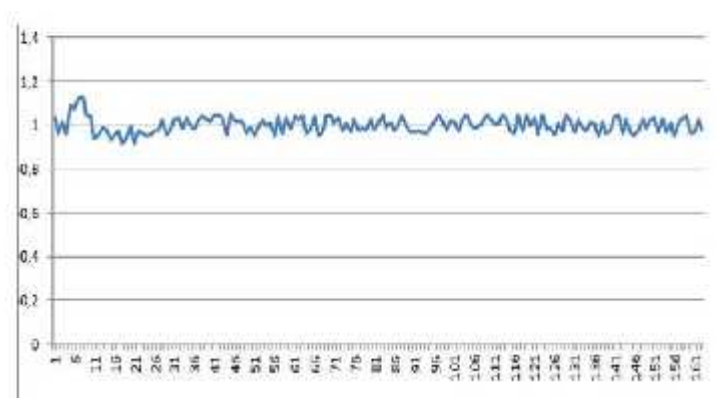
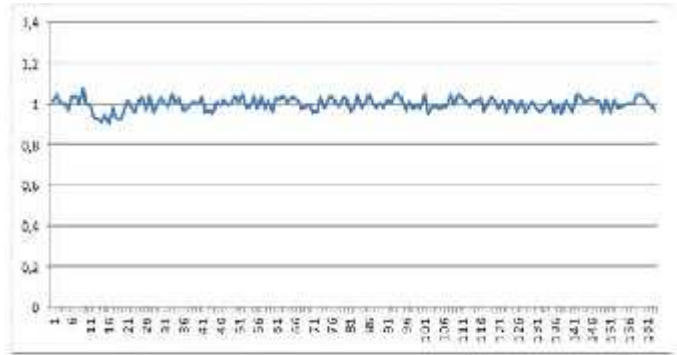
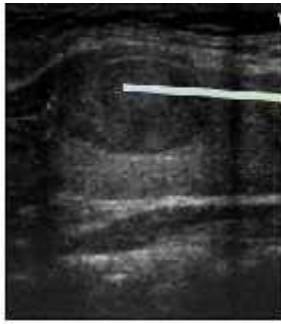
.

«

»

,

. 6.17.



. 6.17.

«

»

,

Brunn

: 22,18 [7].

: : 34 ;

: .

: -

().

. 6.18

,

.

.

,

.

.

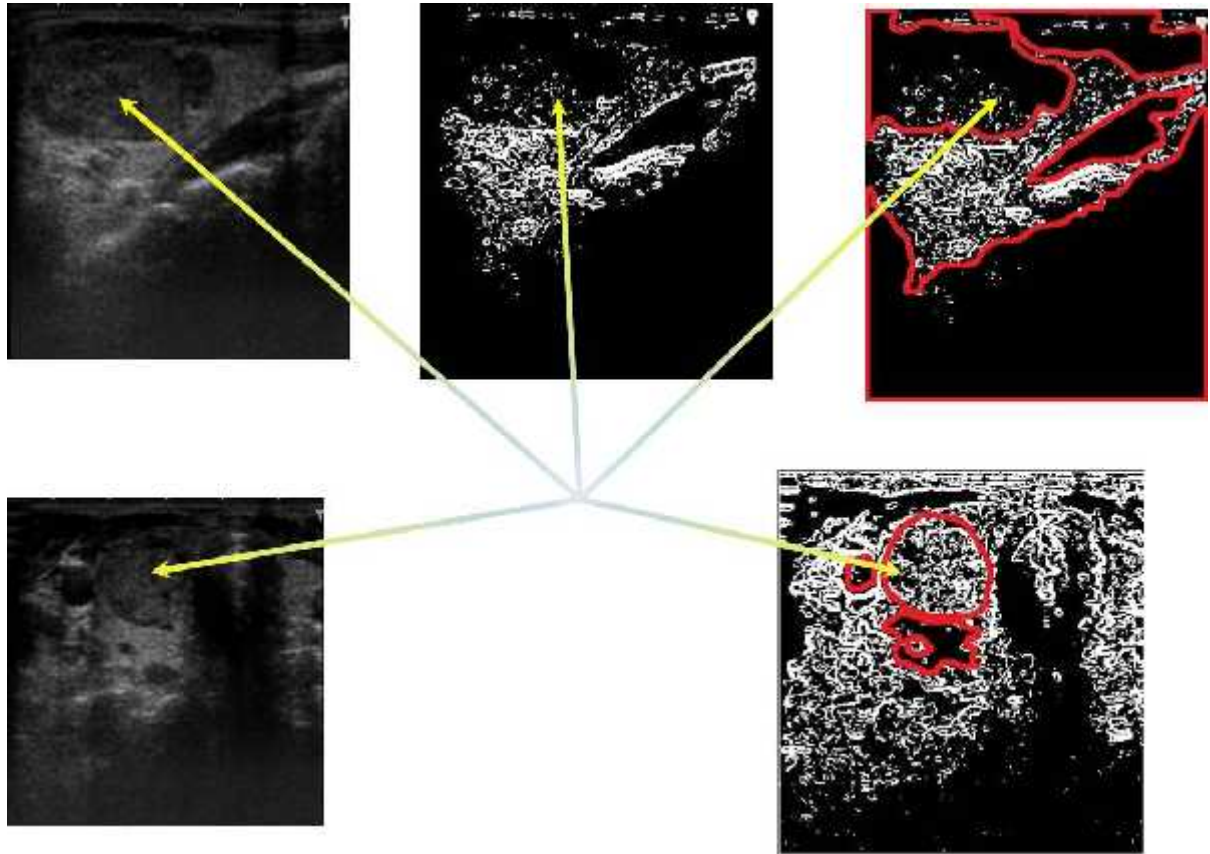
.

«

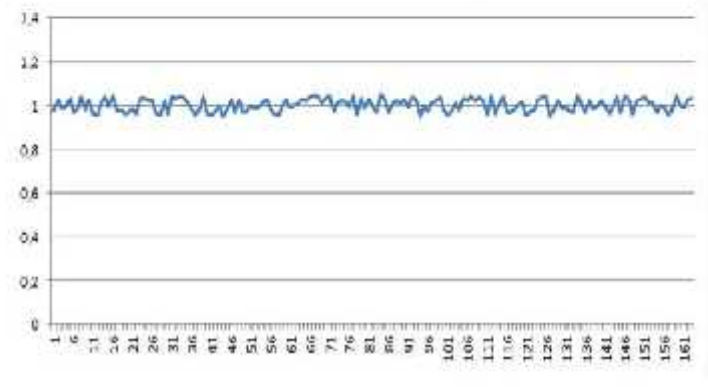
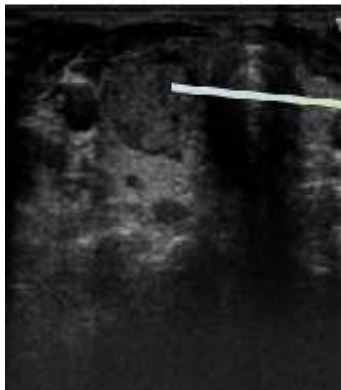
»

,

. 6.19.



. 6.18.



. 6.19.

«

»

Brunn

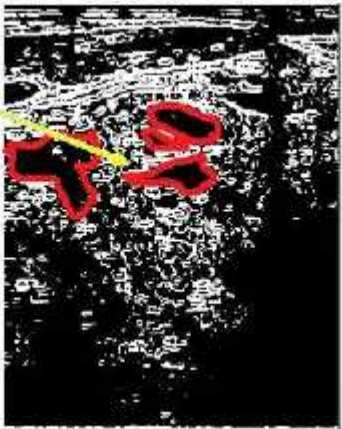
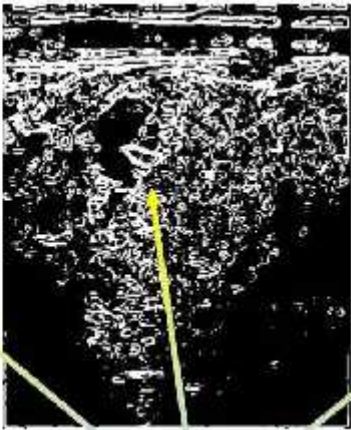
: 14,64.

: : 25 ; :

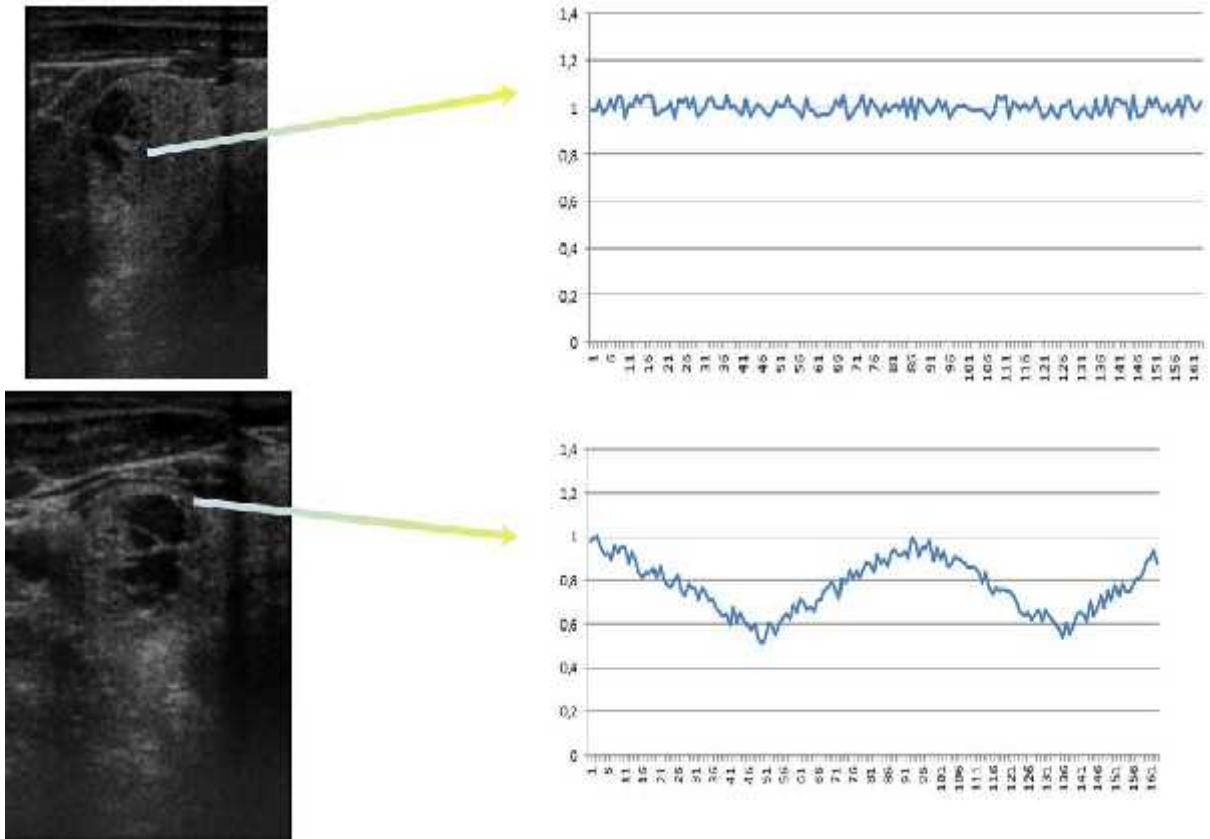
. 6.20.

« »

. 6.21.



. 6.20.



. 6.21.

«

»

Brunn

: 43,57.

: : 53 ;

: .

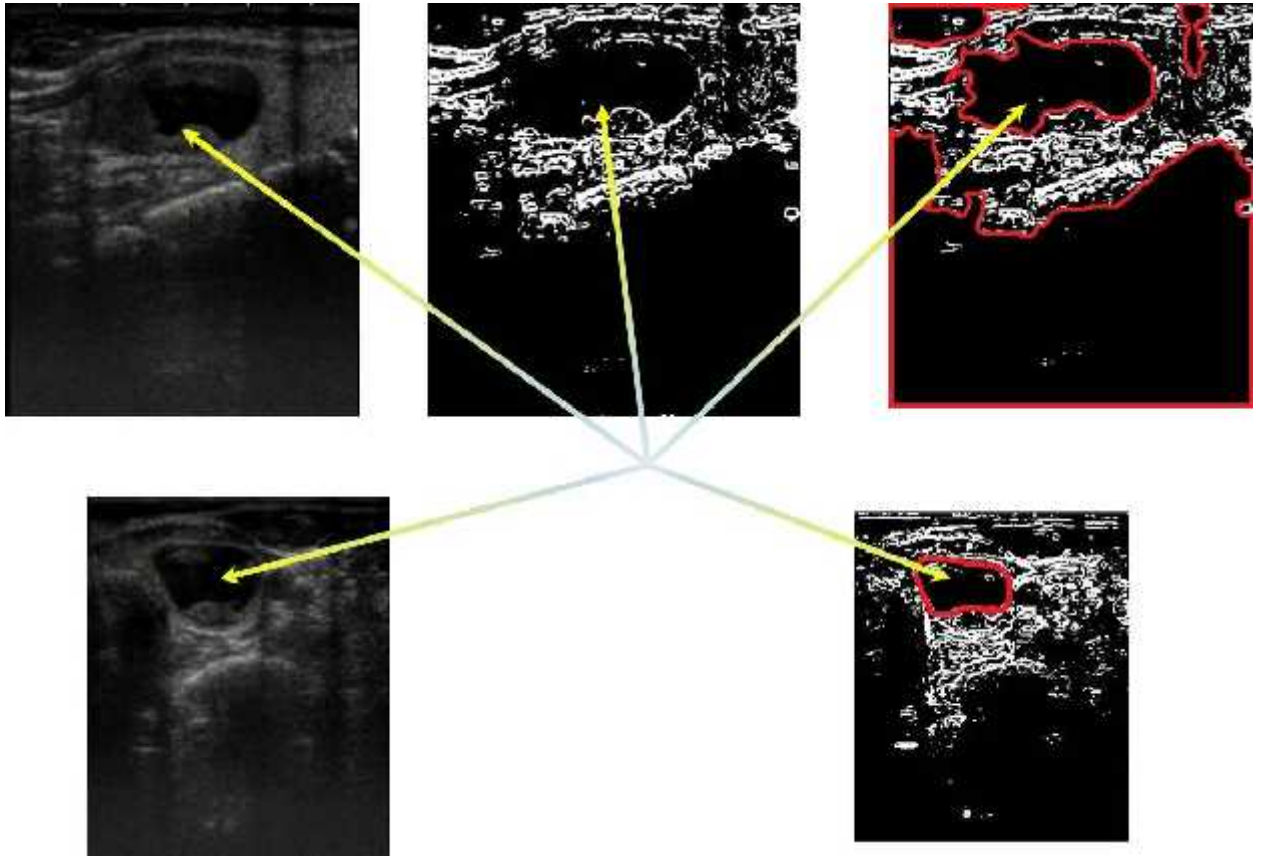
. 6.22.

«

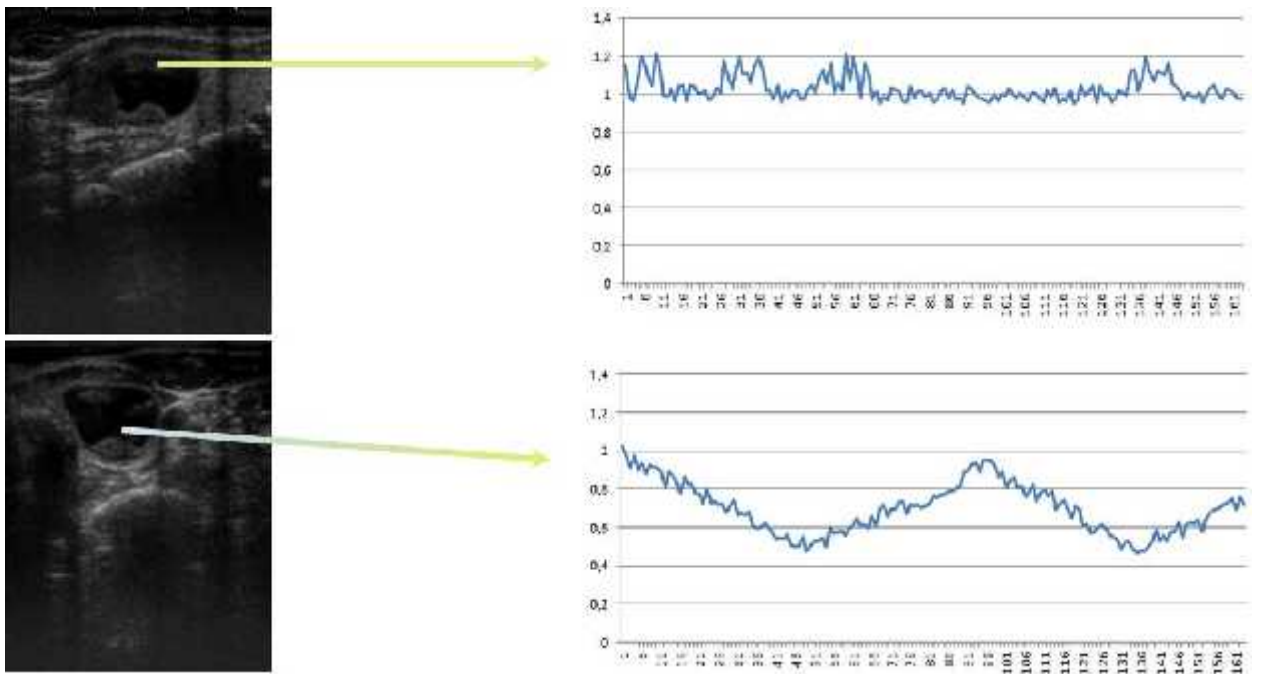
»

,

. 6.23.



. 6.22.



. 6.23.

«

»

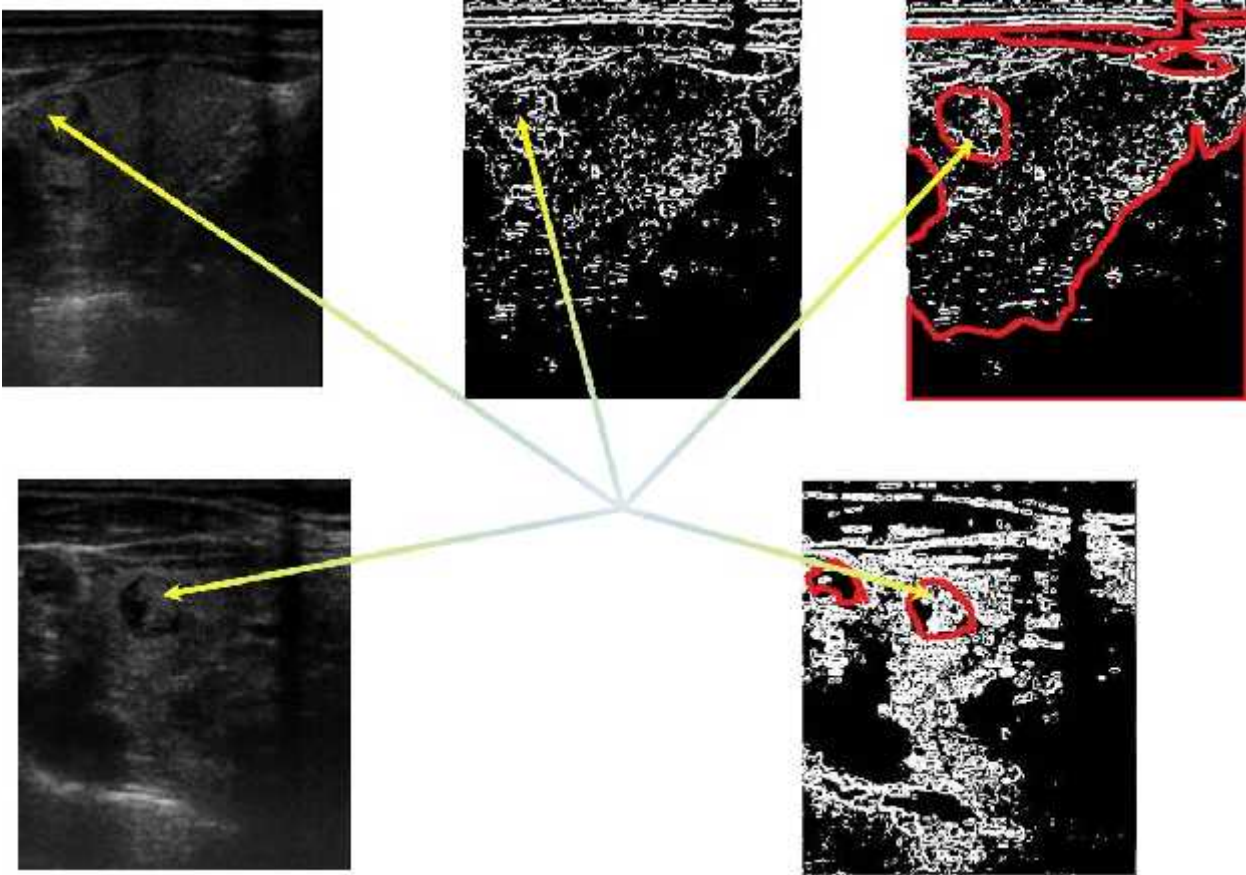
Brunn

: 17,19.

: : 52 ;

: .

. 6.24.



. 6.24.

« »

,

. 6.25.

Brunn

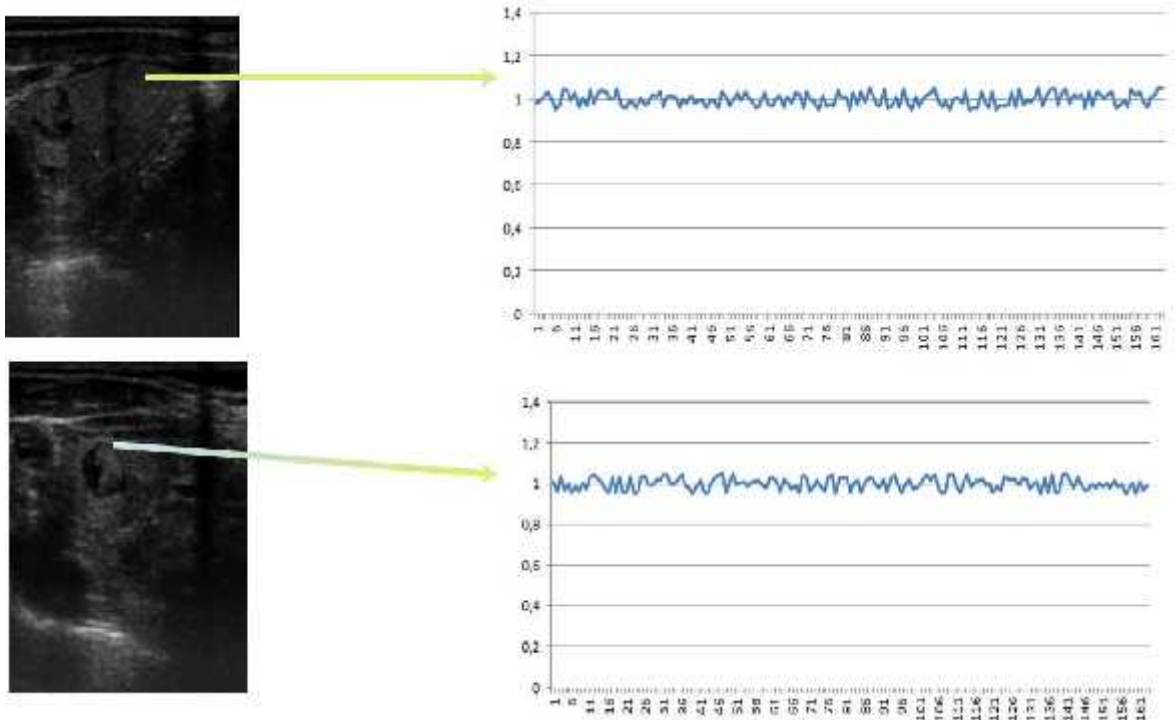
: 28,87.

: : 51 ; :

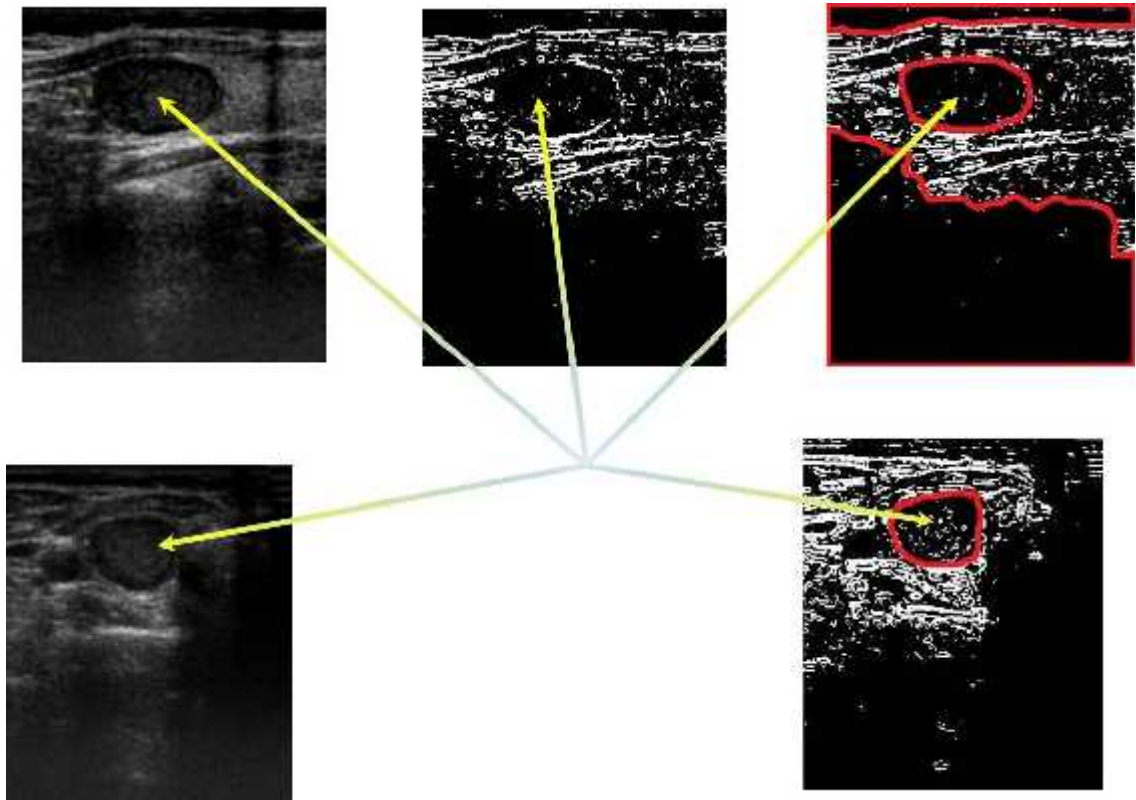
().

. 6.26.

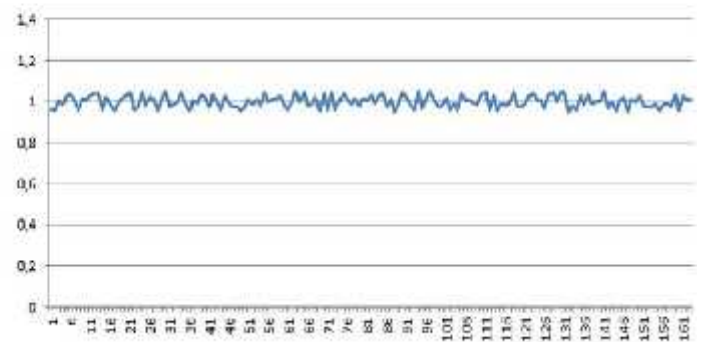
« » , . 6.27.



. 6.25. « »



. 6.26.



. 6.27.

«

»

Brunn

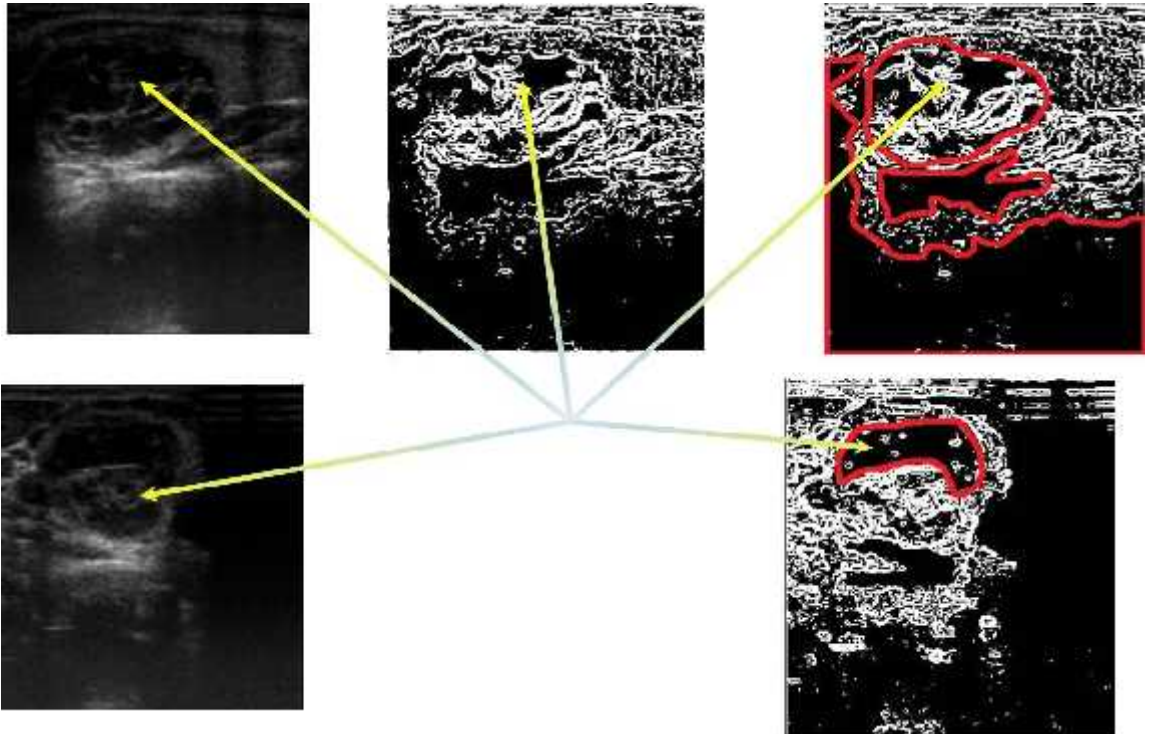
: 13,69.

: : 44 ;

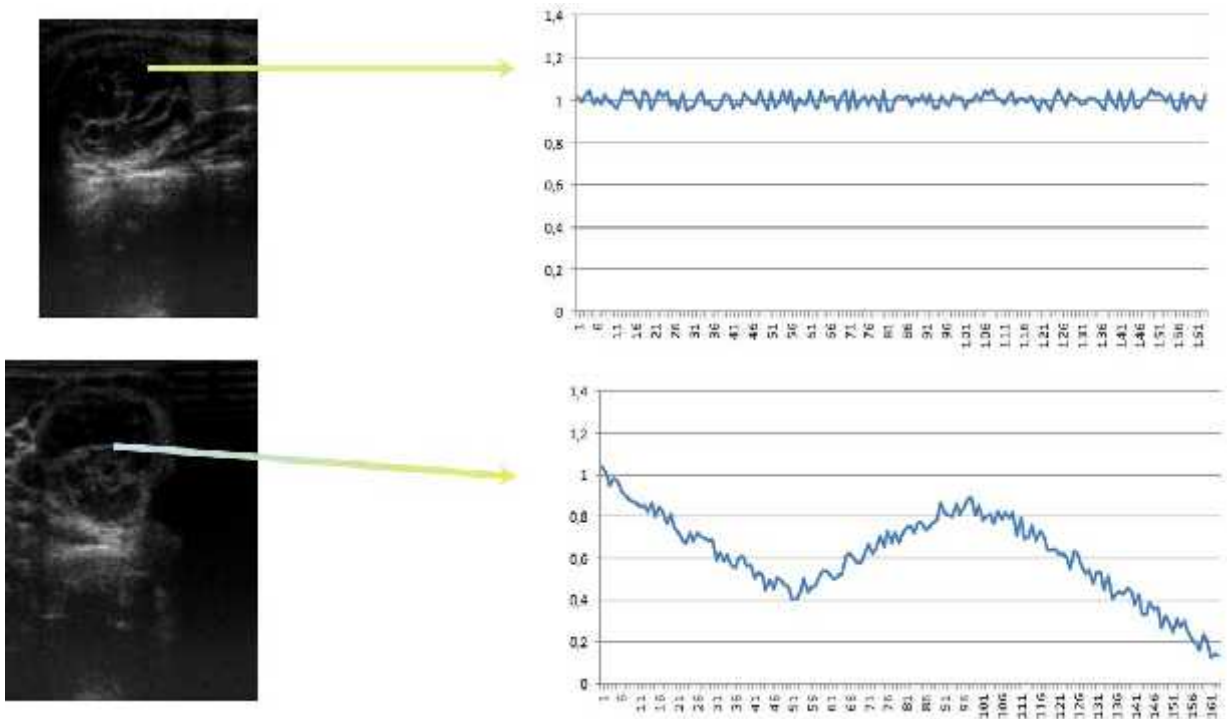
: . :
().

. 6.28.

« » , . 6.29.



. 6.28.



. 6.29.

« »

,

.

Brunn

: 15,51.

: : 13 ;

: .

: .

, , :

, , ,

(. . 6.2). ,

,

, , :

, « ».

PIL (Piton Image Library).

6.4

6.4.1

6 :

1) ;

2) ;

3) ;

4) ;

5) ;

6) .

,

.

«

».

()

()

.

,

.

1.

.

().

.

(- ()),

(- (),

).

. 6.2.

	,	, , , , , , , , ,
	,	, , ,

2.

·

,

().

,

·

« » (),

6.

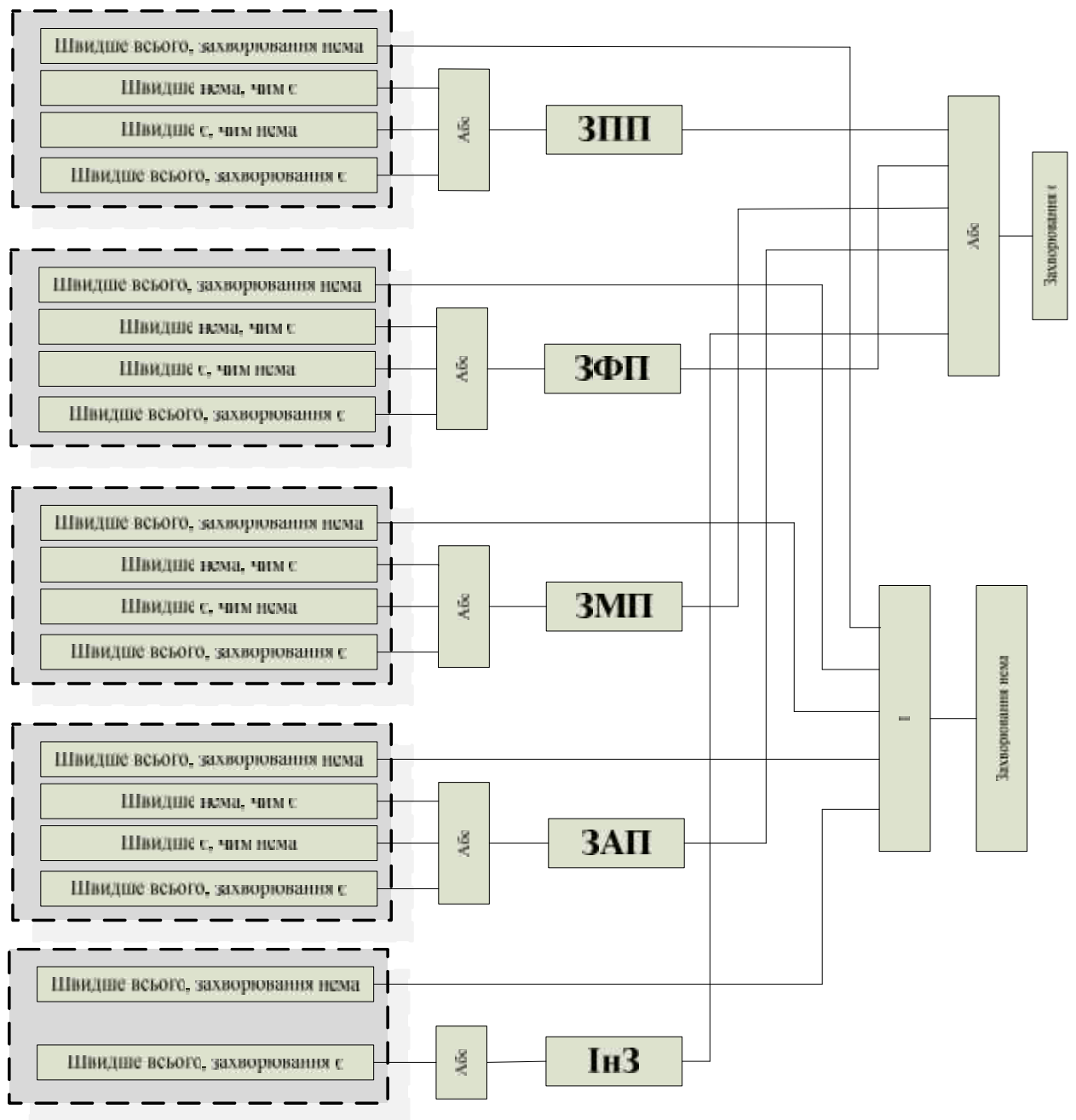
, : () (,

) () (, ,

,).

6.4

	,
	,
	,
	,
	,
	,



. 6.30.

6.5

[illegible]

		N	N	N	N	>N	>N	>N	>N	>N
				-						
		-								
		<N	N	>N		>N	>N	>N	>N	>N
		-	-	-						

		-	-							
		- -								
					,	,				
					,	,				
					,	,				
					,	,				
					,	,				
					,					

6.4.2

1.

,

().

,

:

,

.

.

,

.

:

:

« 1 = »

« 2 = »

:

« n = »

:

« 1 = »

« 2 = »

:

« m = »

, ,

« »,

.

.

« »

,

.

.

« »

:

« 1 », « 2 », ..., « n ».

« »

« 1 », « 2 », ..., « m »

.

,

« ».

,

. 6.6.

6.6

1		1.		
2				
3				
4				
5				
6				

	.			
10				
	.			
11				
12				
13				
14				
15				
16				
17				
18				

， ， （ ）

，

． （ . 6.7).

6.7

19				
20				
21				

22				
23				
24				
25				
26				
27				
28				
29				
30				
31				
32				
33				
34				
35				
36				
37				
38				
39				
40				
41				
42				
43				
44				
45				
46				
47				
48				
49				
50				
51				
52				
53				
54				
55				

56				
57				
58				
59				
60				
61				
62				
63				
64				
65				
66				
67				
68				
69				
70				
71				
72				
73				
74				
75				
76				
77				
78				
79				
80				
81				
82				
83				
84				
85				
86				

Для цього треба поставити у відповідність чіткій множині значень сукупність терм-множин ЛЗ в процесі фазифікації.

Етап 2. Фазифікації ВхЛЗ

Будемо визначати функції належності μ чіткої величини нечіткій терм-множині, яке відповідає одному із значень ВхЛЗ, за допомогою методів експертної оцінки. Нехай експерт E_1 вважає, що конкретне значення x^* належить нечіткій терм-множині для $a_1 \leq x^* \leq b_1$; експерт $E_2 - a_2 \leq x^* \leq b_2$; ... ; експерт $E_g - a_g \leq x^* \leq b_g$. Тоді функція належності (ФН) терма може бути отримана наступним чином (рис. 6.31).

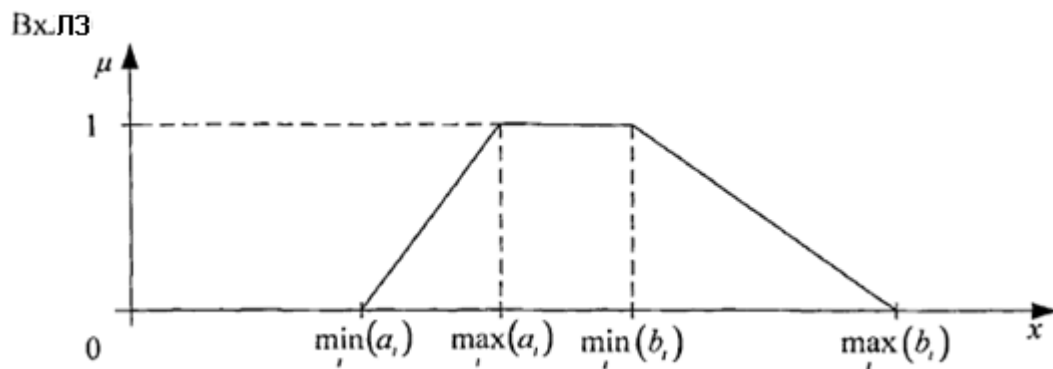
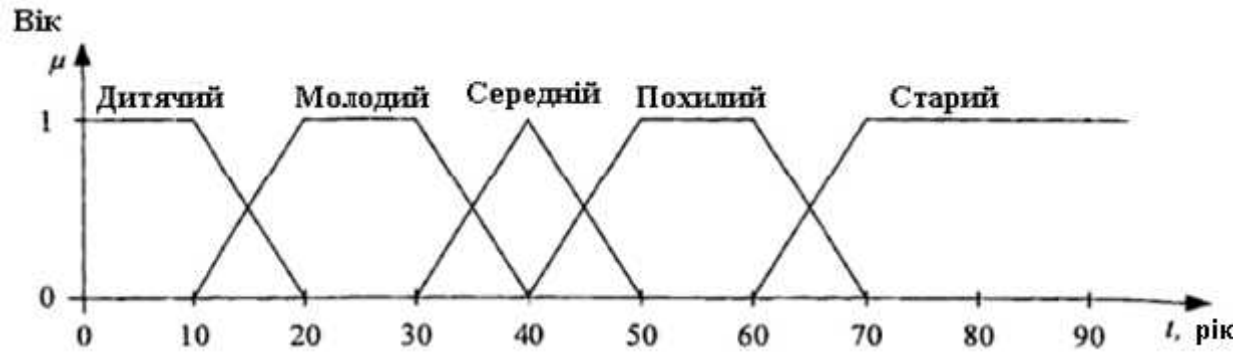


Рис. 6.31. Отримання ФН терма

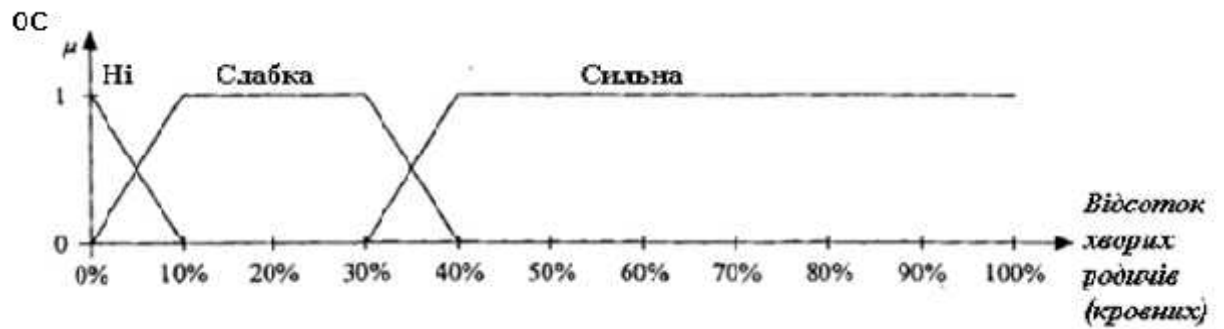
На представленому рис. 6.31 по осі x відкладаються значення чіткої фазифіціруємої змінної $i = \overline{1, g}$ – номер експерта, g – їх кількість. По вертикальній осі μ відкладається частка всіх експертів, які вважають, що дане значення x належить даному лінгвістичному значенню лінгвістичної змінної. При цьому спочатку ділянки функції належності для $x \in (\min_i(a_i), \max_i(a_i)) \cup (\min_i(b_i), \max_i(b_i))$ виходять криволінійними і приводяться до лінійного вигляду за допомогою методу найменших квадратів.

Серед ВхЛЗ чіткими і, отже, такими що вимагають фазифікації для обробки їх значень за допомогою системи нечіткого логічного висновку є наступні змінні (перераховані за скороченнями з табл. 6.2): Вік, ОС, ОнТ, Пал, Алк. Отримані для них ФН представлені на рисунках 6.32 – 6.36.



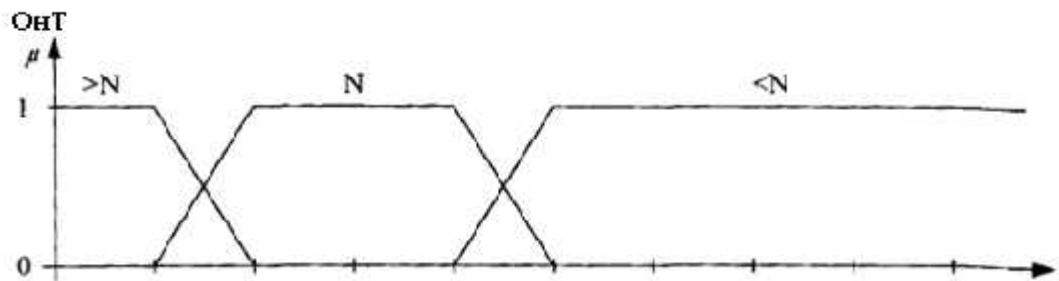
. 6.32.

« »



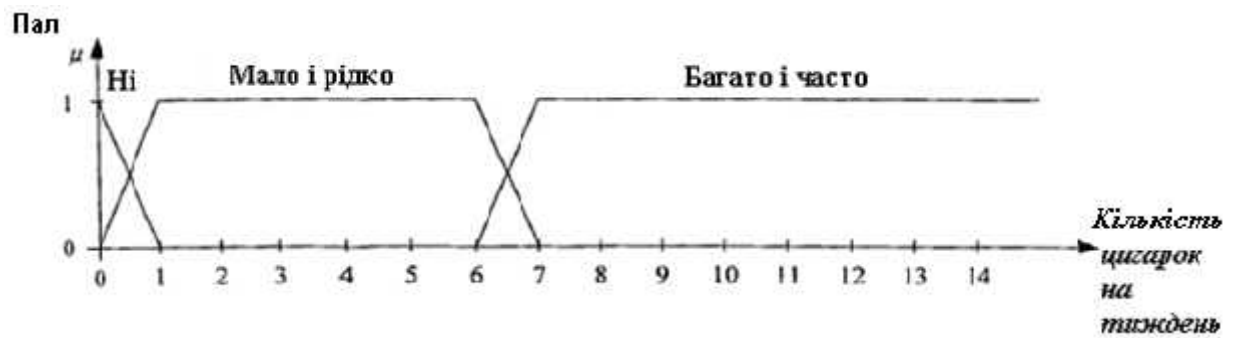
. 6.33.

« »



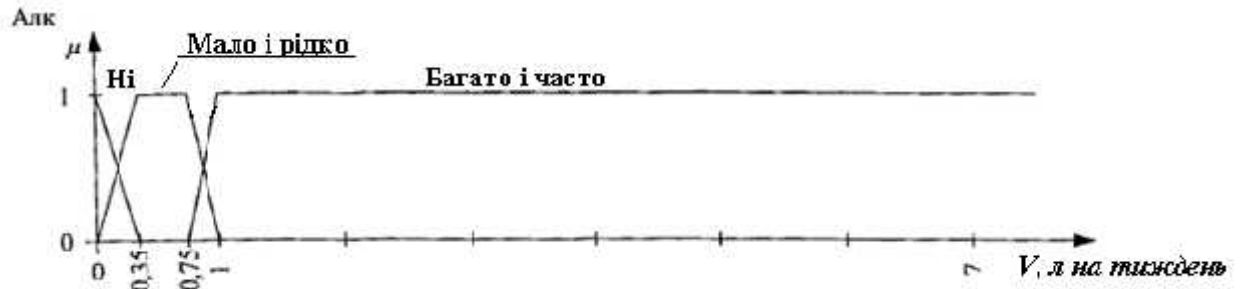
. 6.34.

« »



. 6.35.

« »



. 6.36.

« »

3.

1,

1, 6, 10, 11 - 18

1, 6, 10, 11 - 18

:

: «Bx₁ = 11» «Bx₁ = 12» ... «Bx₁ = 1m»

«Bx_n = n1» «Bx_n = n2» ... «Bx_n = nm»

:

«_n = n1» «_n = n2» ... «_n = nm»

: «B x₁ = 1»

«₂ = 2»

:

« = »

n ««Bx_i = 1» «Bx_i = 2» ...

«Bx_i = j»» m «Bx_i = j», j - j-

i-

$$:ij. \hspace{10em} (\hspace{1em}) \hspace{1em} ij$$

$$\mu_{ij} \hspace{10em} :$$

$$\mathbf{M}=\left(\begin{array}{cccc}\mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1m} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{n1} & \mu_{n2} & \cdots & \mu_{nm}\end{array}\right).$$

$$:$$

$$\mu \hspace{1em} = \bigwedge_{i=1}^n \left(\bigvee_{j=1}^m \hspace{1em} ij \right) = \min_i \Big(\max_j (\mu_{ij}) \Big),$$

$$i=\overline{1,n}, \hspace{1em} j=\overline{1,m}, \hspace{1em} k=\{1,2,5,8,9\}.$$

$$,$$

$$,\hspace{1em},$$

$$\mu$$

$$,\hspace{1em} \min \hspace{1em} \max.$$

$$4.$$

$$(\hspace{1em})$$

$$\cdot$$

$$,$$

$$\cdot \hspace{1em} F_k$$

$$,$$

$$-$$

$$\cdot \hspace{1em} z \hspace{10em},$$

$$\cdot$$

$$z\in[0;1]. \hspace{1em} - \hspace{10em},$$

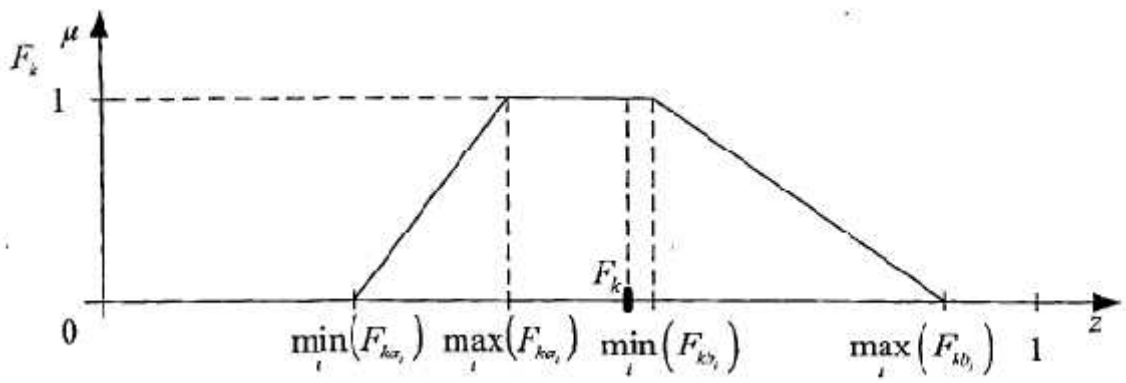
$$k-$$

$$F_{ka1} \hspace{1em} F_{kb1} \hspace{1em},$$

$$,$$

$$k-$$

$$(\hspace{1em} .6.37).$$



. 6.37.

F_k

F_k

:

$$F_k = \frac{\int_0^1 z \mu(z) dz}{\int_0^1 \mu(z) dz}.$$

,

$F_k, \quad k = \overline{1, q}, \quad q -$

.

$$\mu_{\quad} = F_k \mu_{\quad} = \min_i \left(\max_j (\mu_{ij}) \right),$$

$F_k \in [0;1].$

,

,

$\mu_{uv_k}^*(y_u)$

:

$$\mu_{uv_k}^*(y_u) = \tilde{\mu}_{uv}(y_u) F_k \min_i \left(\max_j (\mu_{ij}(x_i)) \right),$$

$\tilde{\mu}_{uv}(y_u) - \quad v\text{- o} \quad u\text{-} \quad ; \mu_{uv_k}^*(y_u) - \quad v\text{- o}$

$u\text{-} \quad , \quad k\text{-} \quad ; \quad u\text{-} \quad ,$

$\Omega_u, \quad u\text{-} \quad .$

$$q_{uv} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k} \sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k \min_i \left(\max_j (\mu_{ij}(x_i)) \right) \quad ,$$

$$F_k = 0.$$

$$\mu_{uv}^*(y_u) = \tilde{\mu}_{uv}(y_u) \frac{\sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k \min_i \left(\max_j (\mu_{ij}(x_i)) \right)}{\sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k}.$$

5.

$$C_{uv} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k} \sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k \min_i \left(\max_j (\mu_{ij}(x_i)) \right) \quad ,$$

$$\omega_u \in W \quad ,$$

$$C_{u1}, C_{u2}, \dots, C_{uv}, \dots, C_{u1}, C_{u2}, \dots, C_{uv}, \dots \quad ,$$

$$\mu_{uv}^*(y_u) \quad :$$

$$\omega_u(x) = \max_v \left(\mu_{uv}^*(y_u) \right) = \max_v \left(\tilde{\mu}_{uv}(y_u) F_k \min_i \left(\max_j (\mu_{ij}(x_i)) \right) \right).$$

$$q_{uv} \quad ,$$

$$q_{uv} > 1$$

$$:$$

$$\omega_u(y_u) = \max_v \left(\tilde{\mu}_{uv}(y_u) \frac{\sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k \min_i \left(\max_j (\mu_{ij}(x_i)) \right)}{\sum_{k=1}^{q_{uv}} F_k} \right).$$

6.

$$\quad ,$$

$W = \{\omega_1, \omega_2, ..., \omega_s\}, \quad s =$

.

$$: \chi_u = \frac{\int\limits_{\min}^{\max} y_u \mu(y_u) dy_u}{\int\limits_{\min}^{\max} \mu(y_u) dy_u},$$

$y_u =$, $\omega_u; \mu(y_u)$
– , ω_u ; $\chi_u =$
; min, m –
 ω_u .

,

:

$$\chi_u = \frac{\int\limits_{\min}^{\max} y_u \max_v \left(\tilde{\mu}_{uv}(y_u) \frac{\sum\limits_{k=1}^{q_{uv}} F_k \min_i \left(\max_j \left(\mu_{ij}(x_i) \right) \right)}{\sum\limits_{k=1}^{q_{uv}} F_k} \right) dy_u}{\int\limits_{\min}^{\max} \max_v \left(\tilde{\mu}_{uv}(y_u) \frac{\sum\limits_{k=1}^{q_{uv}} F_k \min_i \left(\max_j \left(\mu_{ij}(x_i) \right) \right)}{\sum\limits_{k=1}^{q_{uv}} F_k} \right) dy_u}.$$

« » « » ,
« », « » .

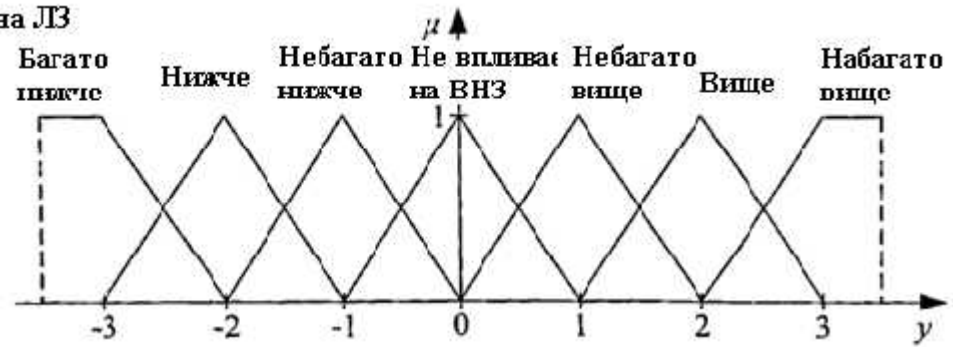
(. 6.38):

,
, , « »
.

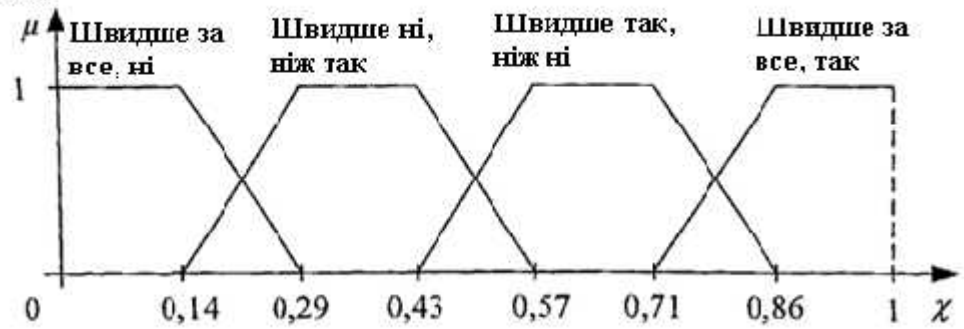
1, 6, 10, 11 – 18

. , -

Проміжна ЛЗ



Вихідна ЛЗ



. 6.38.

6.4.3

[14–18],

— :
()
;

— ()
);

— : , .
,
(. 6.39).

, . 6.39.

, .
, ,
, .

, . 6.39
min, max

, «X»,

, «≡» —

. « \wedge » — ,

, « /b»

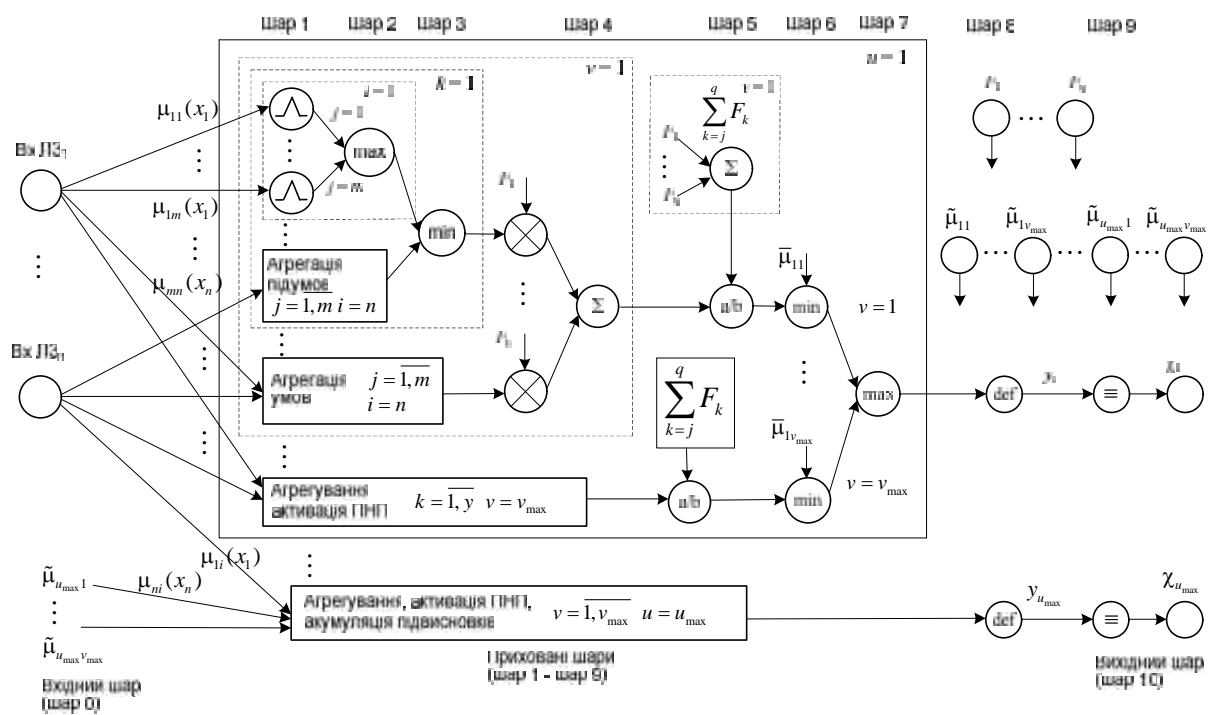
. «def»

, . 6.39.

«0» «1»,

$$\mu_{ij}(x_i) \quad ,$$

$$, i = \overline{1, n} - \quad , a \ j = \overline{1, m} - \quad .$$



. 6.39.

[19].

(4),

. 6.39,

. 6.6.

$$F_1 - F_q$$

•

$$(\quad, \quad),$$
$$),$$

2

•

6.4.4

$$\vdots$$

•

•

;

•

;

•

2

•

6

1.

2

•

2

(

2

,

2

$$),$$

,

2

(

)

,

,

2

2

2

2

•

2.

2

9

9

1. Rothwell C. A. "Driving Vision by Topology" / C. A. Rothwell, J. L. Mundy, W. Hoffman, V. D. Nguyen // IEEE International Symposium on Computer Vision // 1995. – 3 p.
2. , . . / . . .
. 2000. - (<http://crystalway.pspu.ru>).
3. . .
// . . , . .
, . . . – : , 2008. –
120 .
4. . . / . . . ,
2006. – 259 .
5. . .
/ . . , . . //
. – .: , 2011. – 1(27). – .57–65.
6. . .
/ . . , . . // . –
2012. – 3. – . 37–42.
7. . .
/ . . , . . //
- « -2011» 15-21 2011. – .: –
2011. – . 22.40–22.43.
8. . . / . .
, . . // . – 2011. – 2. –
. 94–98.

9. . .
/ . . , . . // . – ∴ –
2012. – 2. – . 57–65.
10. . . / . .
. . , , .- .
. . . – ∴ , 2006 – 304 .
11. . . .
- / . . , . . . – ∴ , 2004. –
. 43–273.
12. M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, Image processing analisys and machine
vision, PWS,1998, 108 p.
13. .,
. . . . ∴ . 2005. 1072 .
14. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. Edited by Michael A.
Arbib // London: THE MIT PRESS, 2003, 1301 p.
15. Kodogiannis V.S., Chowdrey H.S. Multi network classification scheme for
computer-aided diagnosis in clinical endoscopy // MEDSEP 2004 -
Advances in Medical Signal and Information Processing int. Conference.
Malta. 2004, pp. 262–267.
16. B.B., A.C.
// : . 2007,
– 1, – . 5–11.
17. . . //
. – 2001, – 2-3, – . 47–51.
18. . . //
: . – 2006, – 2, – . 49–70.
19.
. ∴ – , 2002. – 344 .

5–9 , , , , , . , . , . , , , () , () [3]. , , , , ,

[7]:
— ;
— ;
— ;
— ,
— ;
— ,
— ;
— ,
();

— , .

393 – « »

2010 , 40 – « »

» 14.01.2011,

,

.

,

–

.

.

,

5–7 ,

,

2 . 50%,

90–95.

–

,

,

[5].

()

,

.

. 7.1 [8].

,

(,)

,

().



. 7.2.

,

(:) [6].

.

,

,

,

,

,

-

,

,

,

.

. 7.3.

:

-

,

«

» «

»

,

;

-

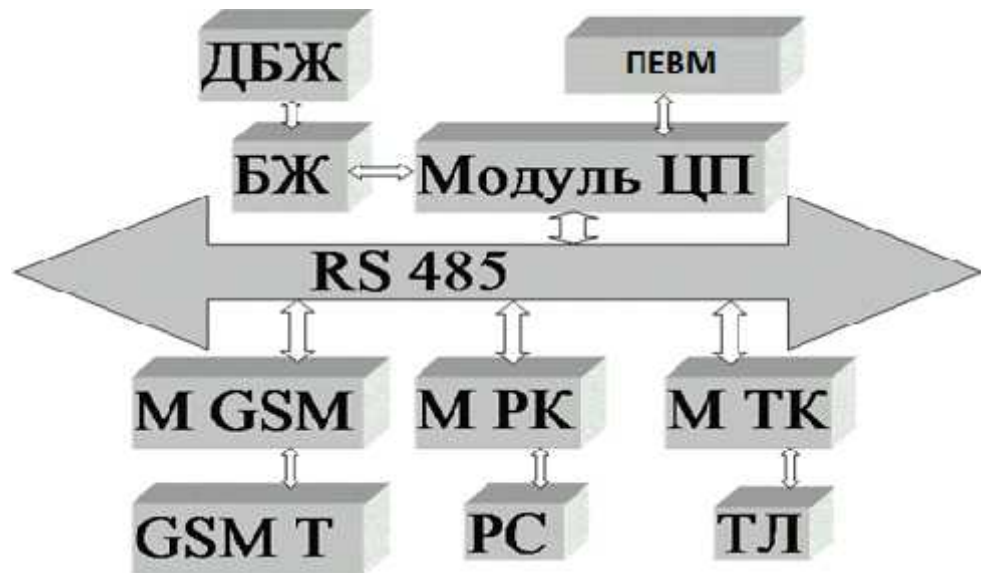
,

,

,

«

»;



. 7.3

: -

;

- ; -

; -

; M GSM -

GSM

;

-

; -

;

-

; -

; GSM -

GSM

GSM -

-

,

Ademco slow, Franklin, Contact ID, Silent Knight Fast, Radionics;

-

,

,

, ;

-

() , ;

-

,

,

,

;

-

,

,

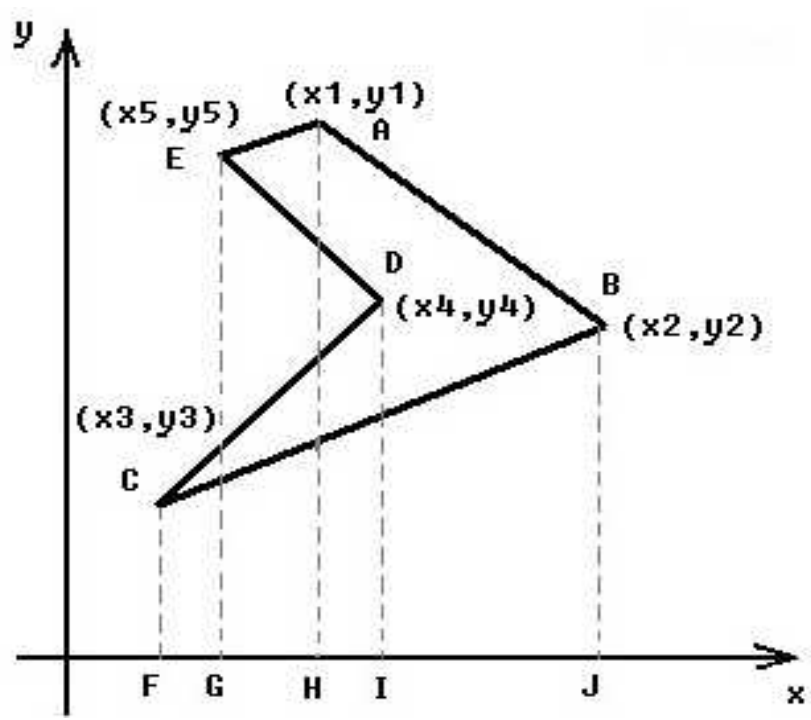
-

.

7.2.2.

,
(,
)

ABCDE (.7.4).



. 7.4.

$n = 5.$

O .

:

$S = AB - CB + CD - ED + EA.$

- . :

$S = S_{\text{ABJH}} - S_{\text{CBJF}} + S_{\text{CDIF}} - S_{\text{EDIG}} + S_{\text{EAHG}}.$

, : $n \quad n + 1.$ $n + 1$

$n,$, -

.

$$S = \frac{1}{2}(a + b)h,$$

$a, b -$; $h -$.

$1/2,$ $2.$

$$\begin{aligned} 2S &= (y_2 + y_1) (x_2 - x_1) - (y_2 + y_3) (x_2 - x_3) + (y_4 + y_3) (x_4 - x_3) - (y_4 + y_5) \cdot \\ &\cdot (x_4 - x_5) + (y_1 + y_5) (x_1 - x_5) = y_2x_2 - y_2x_1 + y_1x_2 - y_1x_1 - y_2x_2 + y_2x_3 - y_3x_2 + \\ &+ y_3x_3 + y_4x_4 - y_4x_3 + y_3x_4 - y_3x_3 - y_4x_4 + y_4x_5 - y_5x_4 + y_5x_5 + y_1x_1 - y_1x_5 + \\ &+ y_5x_1 - y_5x_5 = x_1 (y_5 - y_2) + x_2 (y_1 - y_3) + x_4 (y_3 - y_5) + x_5 (y_4 - y_1). \end{aligned}$$

,

$$S = \frac{1}{2} \left| \sum_{i=0}^{n-1} \left(x_i (y_{i-1} - y_{i+1}) \right) \right|, \quad (x_0, y_0) = (x_n, y_n).$$

7.2.3

7.2.3.1

:

1. « ,

» (16.12.2011 1341).

2.

[4].

.

-

,

.

,

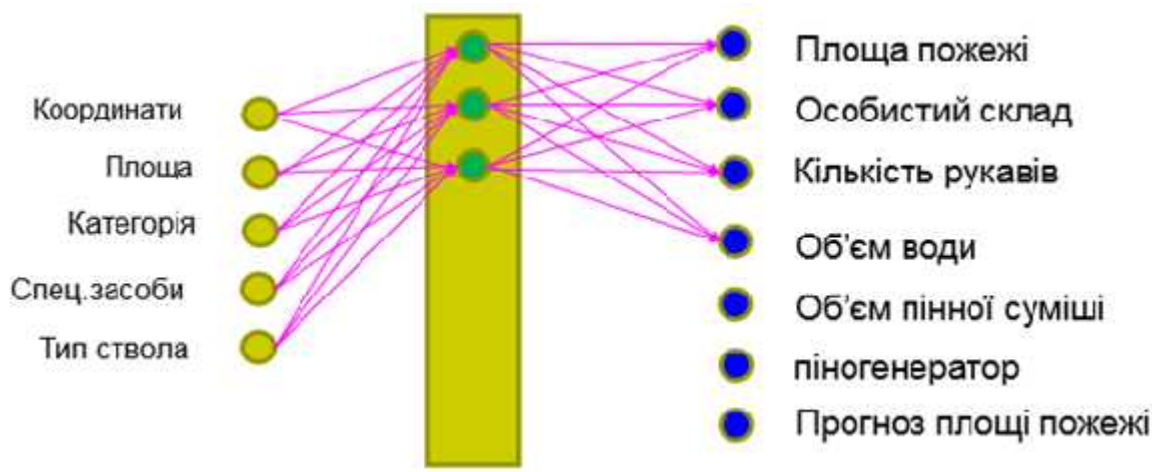
,

1) — , , , , , .

2) — , , , , , .

(. 7.5).

forward, , (. Feed-



. 7.5.

, , (,).

, (,),

— , — ,

，
，
(5 — ， ， ， ， ，
， 2, 4, 6, 8, 10)，
(: 0 1)。

，
， (
， .)， -
。

， «
，
» (16.12.2011 1341)。
50

。

7.3

7.3.1.

， ，
(. 7.6). ，
。
，
(1 18)。

()。

$$1) \quad A = \{a_i\}, \quad i = \overline{1, n} \quad - \quad ;$$

$$a_i \quad \{x_i, y_i\}, \quad i = \overline{1, n} \quad -$$

;

$$2) \quad B = \{b_i\}, \quad i = \overline{1, n} \quad - \quad ,$$

;

$$3) \quad C = \{c_k\}, \quad k = \overline{1, m} \quad -$$

$$\{x_k, y_k\}, \quad k = \overline{1, m};$$

$$4) \quad D = \{d_p\}, \quad p = \overline{1, l} \quad - \quad ,$$

$$\{x_p, y_p\}, \quad p = \overline{1, l};$$

$$5) \quad E = \{e_j\}, \quad j = \overline{1, q} \quad -$$

$$\{x_j, y_j\}, \quad j = \overline{1, q};$$

$$6) \quad F = \{f_h\}, \quad h = \overline{1, v} \quad - \quad ,$$

$$\{x_h, y_h\}, \quad h = \overline{1, v}.$$

$$1 \quad 6,$$

$$1-18$$

.

$$, \quad 19-58 \quad ,$$

$$59-56$$

.

$$D \quad /$$

.

,

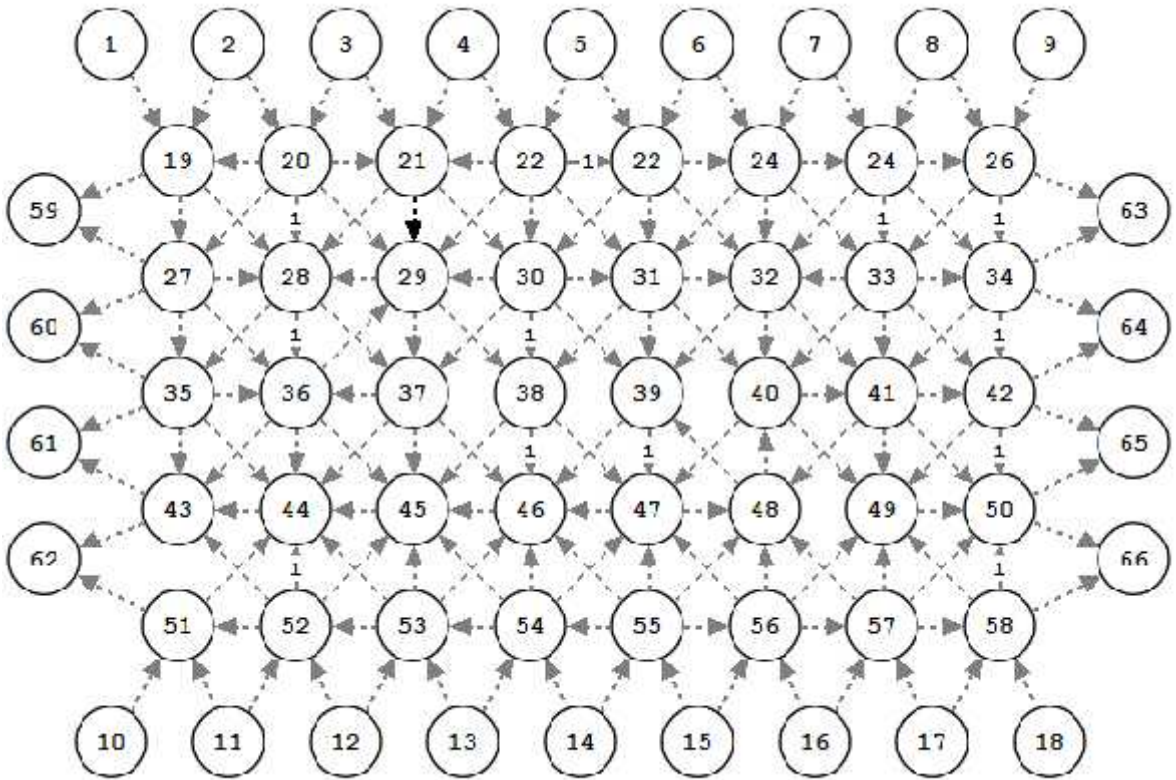
.

,

$$: I = \sum_{i=1}^n l_i, \quad l_i \quad (i = \overline{1, n})$$

-

$$. 7.7.$$



. 7.7. ,

7.3.2 ,

[1, 2].

(. 7.8).

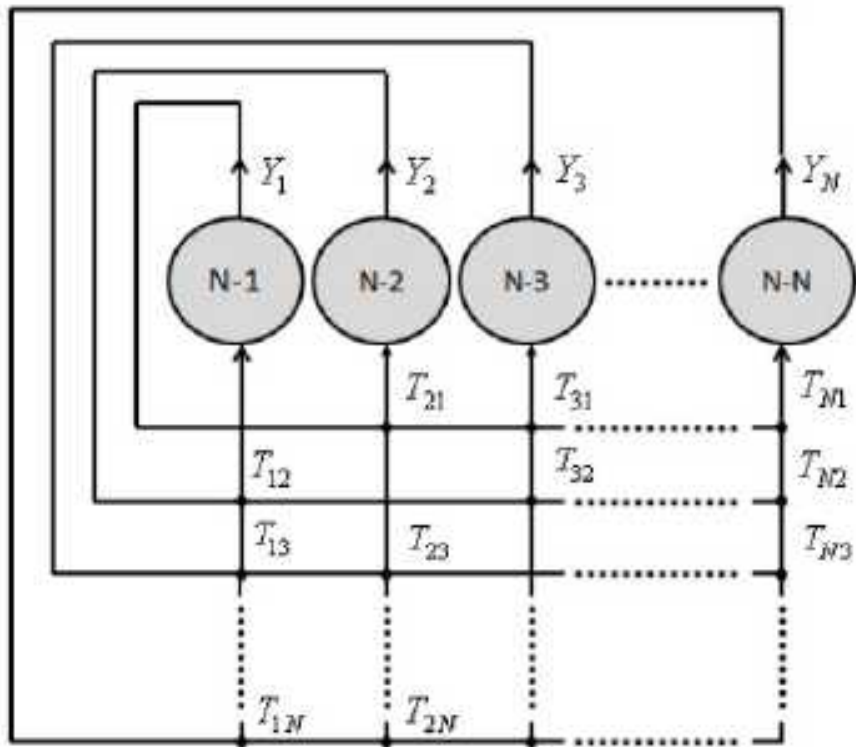
$$\frac{dX_j(t)}{dt} = -\frac{X_j(t)}{\tau} + \sum_{i=1}^N T_{ij} Y_i(t) + b_j,$$

$$Y_i = f(X_i) = \frac{1}{1 - \exp(-a_i X_i)},$$

$$X_j(t) \quad ; Y_i(t) = \quad i - \quad i \neq j.$$

$$N = \quad ; b_j = \quad j - \quad ;$$

$$\tau = \quad ; a_i = \quad ; - \quad .$$



. 7.8. $i \quad N$

,

,

.

,

$G(N, L, W)$ $N =$, $L =$.

,

$$l_{o,e}:o\in N\rightarrow R^+ \quad e\in N$$
$$l\in L$$
$$W_l\in W;$$
$$:L\rightarrow R^+, \quad R^+$$
$$R_{(s,d)}, \quad s,d\in N$$
$$d.$$
$$l$$
$$(\quad)$$
$$R_{s,d}$$
$$d$$
$$P_{s,d}\equiv\{s,n_i,n_j,...,n_k,d\}$$
$$\equiv\{l_{sn_i},l_{n_in_j},...,l_{n_kd}\},$$
$$l_{sn_i} \quad , \quad s \text{ i } n_i.$$
$$(\quad)$$
$$C_{Ps,d}=C_{L_{sn_i}}+C_{l_{n_in_j}}+...+C_{L_{n_kd}}.$$
$$(s,d) \quad s,d\in N$$
$$\text{Minimize}\{C_{P_{s,d}}\} \forall s,d\in N.$$
$$(\quad \quad \quad .7.8)$$
$$\mathbf{A}=[N \times N]$$

$$E_3=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^N\left[\sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^NY_{ij}-\sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^NY_{ij}\right]^2, \tag{7.4}$$

$$E_4=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^N\sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^NY_{ij}\big(1-Y_{ij}\big), \tag{7.5}$$

$$E_5=\frac{1}{2}\big(1-Y_{ds}\big). \tag{7.6}$$

(7.1)

z_1

$-$

$,$

$,$

z_2

$,$

z_3

$,$

z_4

$,$

z_5

$,$

s

d

$,$

i

$,$

$\frac{dE}{dY}$

i

$ii.$

i

$,$

i

$[1, 2].$

$:$

$$\frac{dX_{ij}}{dt}=-\frac{X}{\tau}-\left(z_1\frac{dE_1}{dY}+z_2\frac{dE_2}{dY}+z_3\frac{dE_3}{dY}+z_4\frac{dE_4}{dY}+z_5\frac{dE_5}{dY}\right), \tag{7.7}$$

$$\frac{dE_1}{dY}=\frac{1}{2}G_{ij}\big(1-\delta_{id}\delta_{js}\big), \tag{7.8}$$

$$\frac{dE_2}{dY}=\frac{1}{2}K_{ij}\big(1-\delta_{id}\delta_{js}\big), \tag{7.9}$$

$$\frac{dE_3}{dY} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N (Y_{ik} - Y_{ki}) - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N (Y_{jk} - Y_{kj}), \tag{7.10}$$

$$\frac{dE_4}{dY} = \frac{1}{2} (1 - 2Y_{ij}), \tag{7.11}$$

$$\frac{dE_5}{dY} = \frac{1}{2} \delta_{id} \delta_{js}, \tag{7.12}$$

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i=j \\ 0, & \end{cases}.$$

,

.

$$U_{xi} \qquad t = 0, \tag{7.11}.$$

,

$$n^*(n-1)$$

$$, \qquad Y_{xi}.$$

—

,

.

,

$$\delta t.$$

,

τ

1

$$, \qquad \lambda_{xi} = \lambda \qquad g_{xi} = g, \qquad (x, i).$$

$$, \qquad \delta t = 10^5.$$

.

$$U_{xi}.$$

$$, \qquad U_{xi},$$

$$-0,0002 \leq \delta t \, U_{xi}$$

$$\leq + 0,0002,$$

,

.

,

.

,

,

$\Delta Y_{th} = 10^5$

.

$(Y_{xi} \geq 0,5) \qquad (Y_{xi} < 0,5).$

, . 7.9.

4- 5- .

$(1, 4) \qquad S = 1 \quad D = 4.$

12 .

$[0,1], \qquad = 1$

, ;

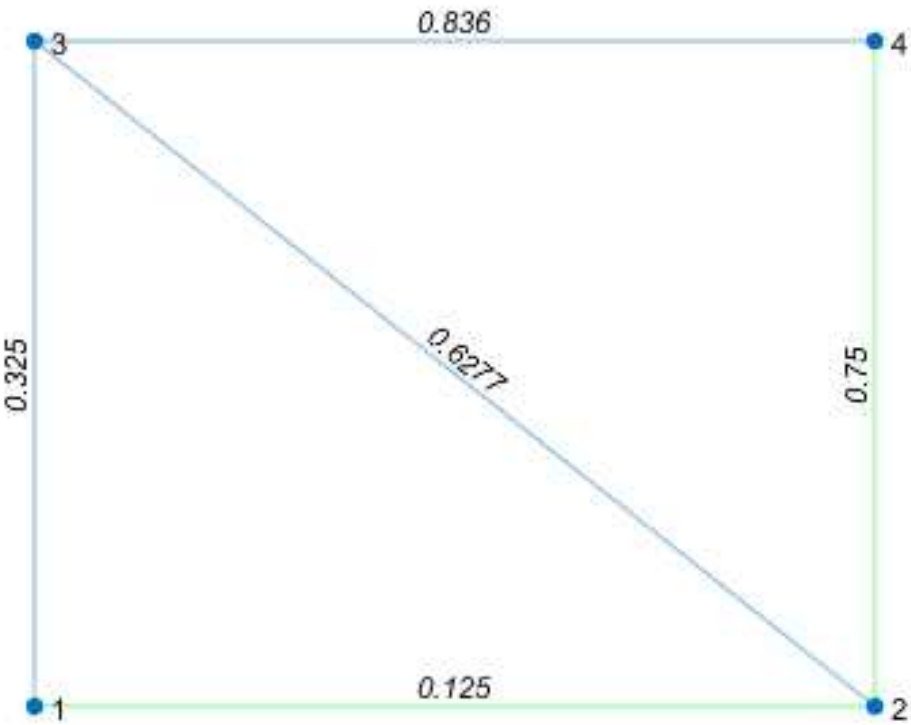
$z_1 = 950; z_2 = 2500; z_3 = 1500; z_4 = 475; z_5 = 2500; \Delta t = 10^{-5}.$

. 7.9 $P_{1,4} = \{1; 2; 4\}$

, $(\qquad) \qquad - C_{P_{1,4}} = 0,875,$

.

2558 .



. 7.9.

4.

5.

1. Chumachenko O. I., Kryvenko I. V. Neural networks module learning // Electronics and Control Systems, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80.
2. Sineglazov V. M. Intellectual System of Optimal Evacuation Route Searching / V. Sineglazov, O. I. Chumachenko, I. V. Krivenko // XXIV International Conference on Automated Control “Automation 2017”. Kyiv, Ukraine, of Proceedings (September 13–15, 2017). – Kyiv. – 2017.
3. . . . / . . .
 . – : , 2004. – 84 .
4. , . . -
 [] / . . , . . //
 :
 - , . , 15-18 2012 . / .
 ∴ . . , . . , . . . – : ,
 2012. – . 175–176.
5. . . / . . ,
 . . , . . . – ∴ -
 – intuit.ru, 2005. – 1245 c.
6. . . . — ∴
 , 2000. – 240 .

7. . .
/ . . , . . //
. – .: , 2011. – 2(28). – .142–148.
8. . .
 , / . . ,
. . , . . // . –
.: , – 2011. – 3(29). – .116–119.
9. . . . / . .
 , . . , . . //
 « -2011» 15-21 2011. – .: – 2011. – .
22.56–22.59.
10. . .
 / . . , . . , . .
// . – .: , 2011. – 4(30). –
. 127–134.

1. ,

(); ,

, , ;

-

, ;

-

, ,

.

2.

(), (:
) ,

, —

, ,

().

3. , -

,

, ,

: —

, , — ,

.

4.

-

,

,

，

，

·

5.

，

，

，

，

—

，

，

—

，

，

·

6.

，

()

(

),

，

，

·

7.

()

，

，

—

；

，

：

，

，

，

，

，

，

·

8. ,
- sigm_pieewise,
- ,
- ,
9. ,
- ,
- ,
- sigm_pieewise,
- ,
- ,
10. ,
- ,
- ,
- ,
- ,
11. - .
- ,
- :
- ,
- ,
- ,
- ,
12. ,
- ,
- ,
- .

:

,

,

-

,

-

,

,

—

;

,

,

,

,

;

-

,

,

,

;

,

,

sigm_pieewise

,

.

,

,

.

,

.

.

,

.

1

. 1.1

.

-

.

.

,

.

-

.

,

.

,

N

.

[1, 3].

.

,

.

.

,

()

,

.

(

,

)

,

,

.

,

,

,

,

,

.

.

,

,

,

.

. 1.2

. 1.2.1

:

— ;

— ;

— ;

— .

.

— ,

(, , ,

,) — ,

, $X \in R$, $R -$.

: -8; 1,25; 135.

$\langle a, X, \rangle$, $a -$

, ; — ,

; $A -$ X ,

$\mu(x)$,

.

A

.

.

:

— (. 1.2.1):

$$\mu(x)=\begin{cases} 0, x\leq a, \\ \frac{x-a}{b-a}, a < x < b, \\ \frac{c-x}{c-b}, b\leq x < c, \\ 0, c\leq x, \end{cases}$$

(.1.2.1)

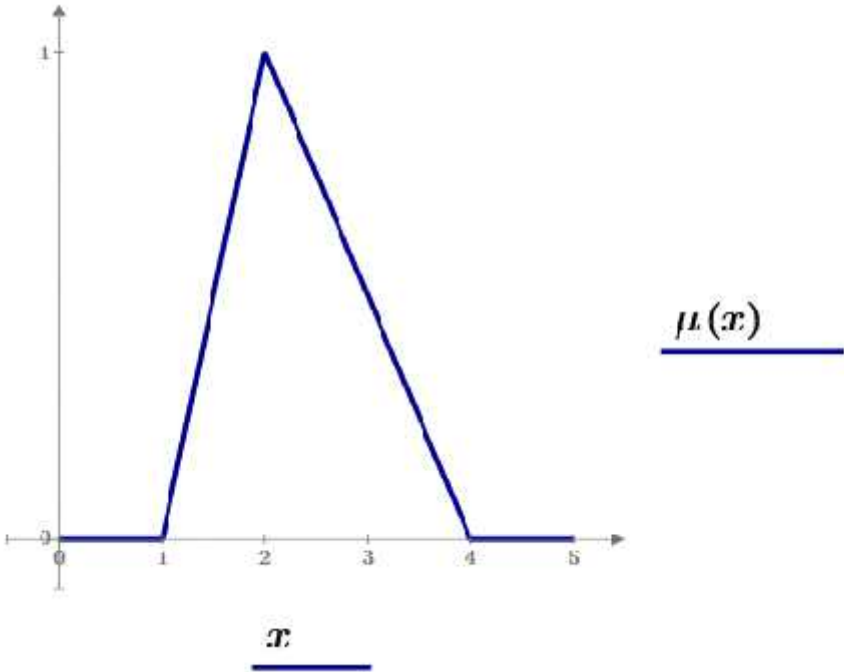
a, b, c – .

– (. .1.2.2):

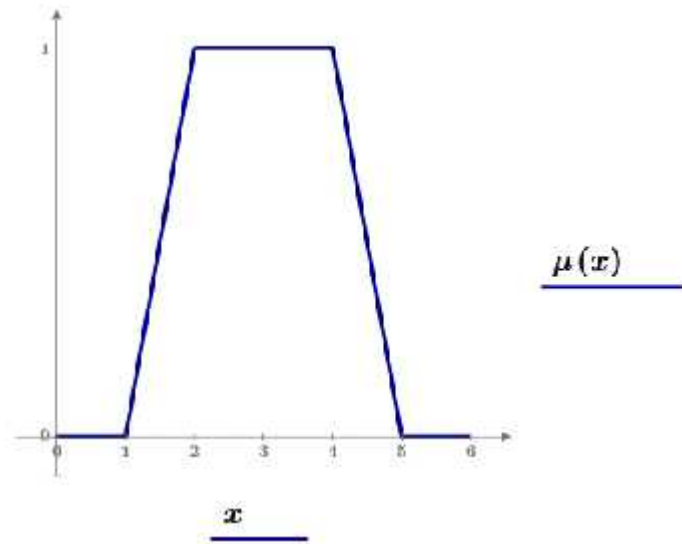
$$\mu(x)=\begin{cases} 0, x\leq a, \\ \frac{x-a}{b-a}, a < x < b, \\ 1, b\leq x\leq c, \\ \frac{d-x}{d-c}, c < x\leq d, \\ 0, d\leq x, \end{cases}$$

(.1.2.2)

a, b, c – .



. .1.2.1.

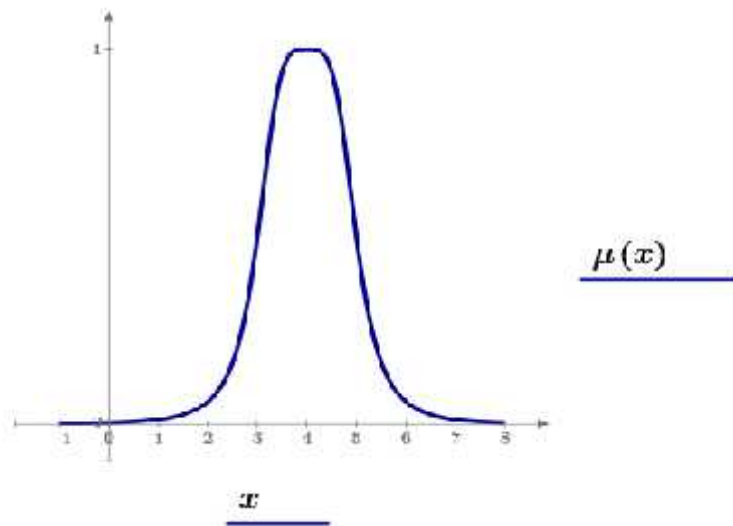


. 1.2.2.

– (. 1.2.3):

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}, \quad (. 1.2.3)$$

a, b, c – .

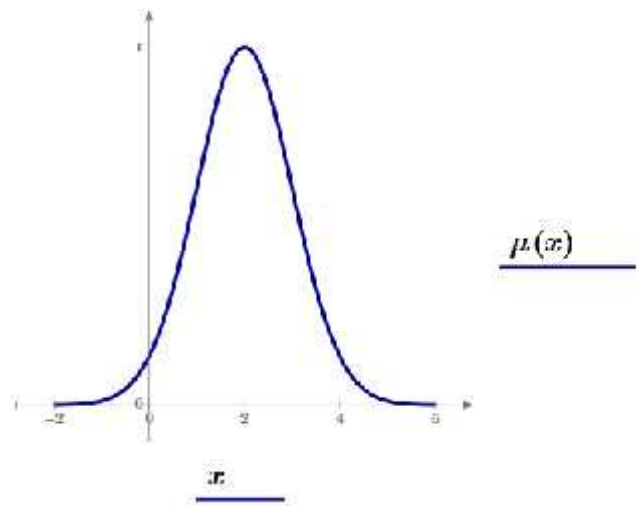


. 1.2.3.

– (. 1.2.4):

$$\mu(x) = e^{-\frac{(x-b)^2}{2a^2}}, \quad (. 1.2.4)$$

a, b – .



. 1.2.4.

. 1.2.1.

.1.2.1

$a = \langle \dots \rangle$	$b = \langle \dots \rangle$
$X - N$	$X - N$
$A = \left\{ x, \mu(x) = e^{-\frac{(x-120)^2}{200}} \mid x \in X \right\}$	$A = \{ 150/0 + 160/0.1 + 170/ 0.2 + 180/0.5 + 190/0.7 + 200/0.9 + 210/1 \}$

— ,

· ,

,

—

·

’ {x, T (x), X, G, M}, : x —

’ ; T(x) — x,

X; G —

x; M — ,

’, G, (

), , .

$T(x)$ - ,

, $G \ M$

.

$T(x)$ $G \ M$

- .

:

- ;

$= \{ \ll \gg, \ll \gg, \ll \gg \}$

$= [10,80];$

G - -

$\ll \gg, \ll \gg, \ll \gg$;

- $= [10,80]$ $_I = "$ $\gg,$

$_2 = \ll \gg, \ _3 = \ll \gg$.

: $\ll 0 \gg$ $\ll 1 \gg$.

- , /

, .

, ,

:

- - , . . .;

- - ;

- - ;

- - ,

(, ,).

. ,

.

.1.2.2

—
(
,
).

.
1.2.1 – 1.2.4.

—
.
.
1.
—
:
—

$$X = \frac{\int_a^b x \mu(x) dx}{\int_a^b \mu(x) dx}. \tag{1.2.5}$$

—, x —, $\mu(x)$ —
, $[a, b]$ —;
—;

$$X = \frac{\sum_{j=1}^k \alpha_j X_{ij}}{\sum_{j=1}^k \alpha_j} \tag{1.2.6}$$

—;
 α_j —;
.
2. —;
 k —.

,

$$X = \min(x \mid \mu(x) = \max_u C(u)). \tag{1.2.7}$$

3. —

:

—

$$X = \frac{\int_a^b x dx}{\int_a^b dx}. \tag{1.2.8}$$

— ; x — ; $[a, b]$ — ,

$\mu(x)$;

—

$$X = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k X_j. \tag{1.2.9}$$

— ; X_{ij} —

; k — , $\mu(x)$

.

. 1.3

,

[2],

,

.

, ,

, ,

.

,

, ,

, .

, , [-1,1].

x i -

$[a, b]$ $\tilde{x}_l = \frac{(x_i - x_{\min})(b - a)}{(x_{\max} - x_{\min})} + a,$ x_{\min}, x_{\max} -

.

,

,

$\tilde{x}_l = \frac{x_i - M(x)}{\sigma(x)},$ $M(x), \sigma(x)$ -

.

,

.

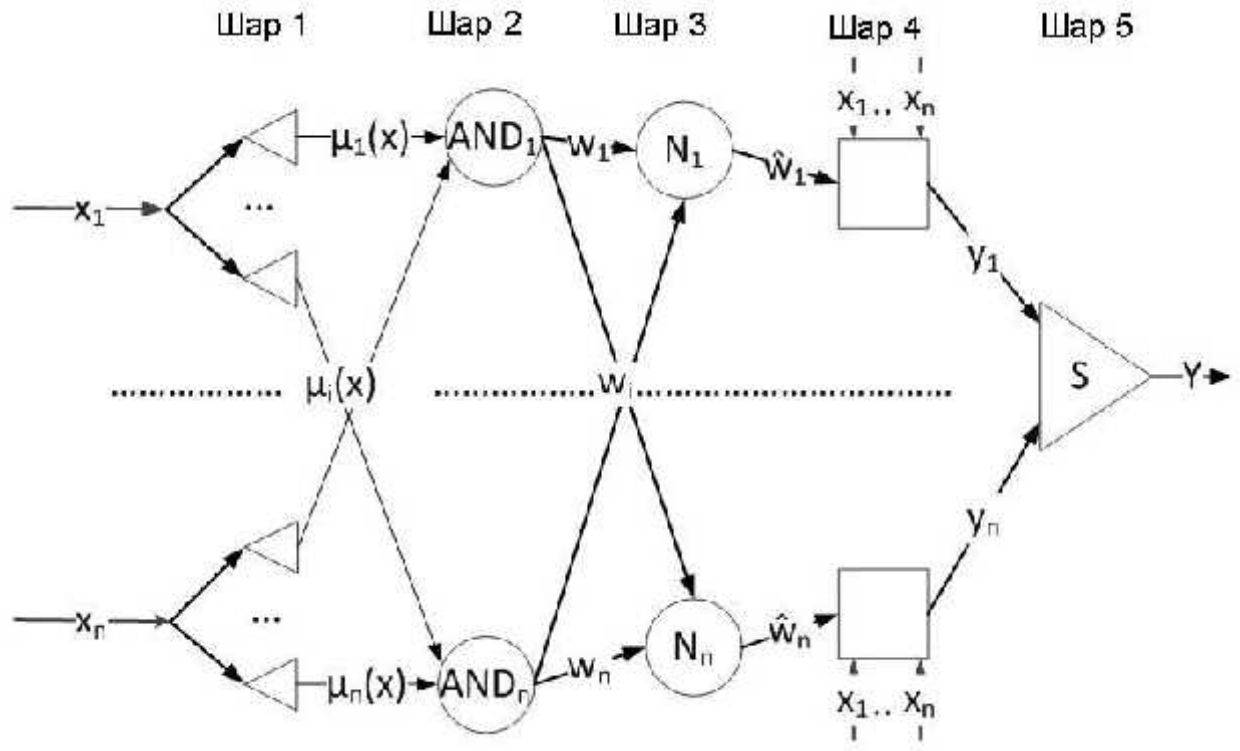
1. . . : , /
 . . . - .: , 2001. - 256 . - (« .4).
2. . . / . . . // :
. 1999. - 564 с.
3. . . . - .: , 2006, -1104 .

. 2.1

. 2.1.1 ANFIS

ANFIS

. 2.1.1.



. 2.1.1.

ANFIS

1.

$$\mu_{in}(X_n)$$

,

$$\mu_{in}(X_n) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-a}{b} \right)^2}.$$

2.

AND

.

:

$$w_i = \min(\mu_{i1}(X_1), \dots, \mu_{in}(X_n)),$$

w_i —

.

3.

$$\overline{w}_i=\frac{w_i}{\sum\limits_{j=0}^nw_i},$$

$n-$.
 ,

$$w_i.$$

4.

$$y_i=w_i\cdot f_i,$$

$$f_i-$$

5.

:

$$Y=\frac{\sum\limits_{i=0}^nw_iy_i}{\sum\limits_{i=0}^nw_i}.$$

ANFIS

$$, \qquad L \qquad , \qquad K \qquad .$$

$$(k,i), \qquad k-$$

$$i\in(0,K) \qquad [2].$$

$$O_i^k.$$

$$\{a_i,b_i\}_{i=1}^n,\; n-$$

,

$$O_i^k\sim(O_1^{k-1},...,O_{K-1}^{k-1}),\{a_i,b_i\}_{i=1}^n.$$

$$, \qquad P \qquad .$$

-

:

$$E_p=\sum_{m=1}^{K(L)}\Big(T_{m,p}-O_{m,p}^L\Big)^2,$$

$$T_{m,p} \qquad m \qquad p, \qquad O_{m,p}^L - \\ \cdot \\ \vdots$$

$$E=\sum_{p=1}^PE_p.$$

$$1) \qquad (L,i):$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^L}=-2\Big(T_{m,p}-O_{m,p}^L\Big).$$

$$2) \qquad (k,i)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^k}=\sum_{m=1}^{K+1}\frac{\partial E_p}{\partial O_{m,p}^{k+1}}\frac{\partial O_{i,p}^{k+1}}{\partial O_{i,p}^k},$$

$$1\leq k\leq L-1.$$

$$3) \qquad \alpha - \qquad ,$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial \alpha}=\sum_{O^*\in S}\frac{\partial E_p}{\partial O^*}\frac{\partial O^*}{\partial \alpha},$$

$$S - \qquad , \qquad \alpha.$$

$$4) \qquad \alpha$$

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha}=\sum_{p=1}^P\frac{\partial E_p}{\partial \alpha}.$$

$$5)$$

$$\alpha^{t+1} = \alpha^t + \eta \frac{\partial E}{\partial \alpha^t},$$

$t -$; $\eta -$.

ANFIS:

$$w^{t+1} = w^t + \eta \frac{\partial E}{\partial w^t}, \qquad p^{t+1} = b^t + \eta \frac{\partial E}{\partial p^t}.$$

6) , E ε_{\min}
()

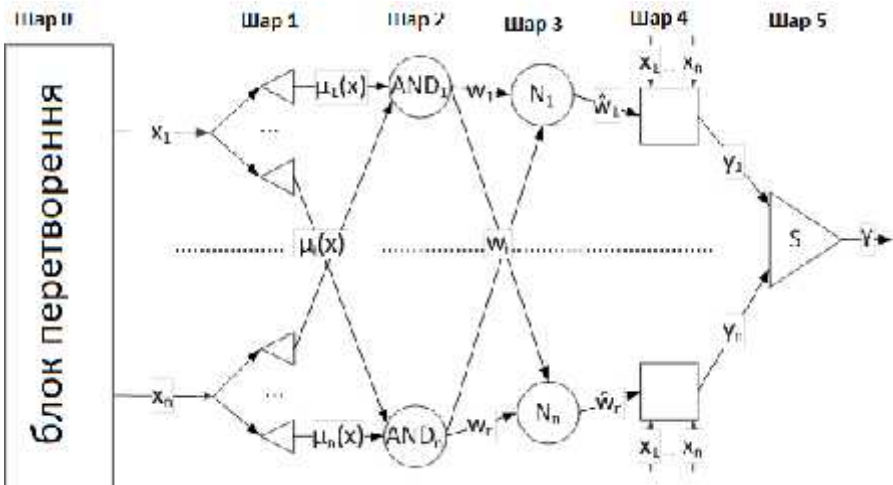
$$E < \varepsilon_{\min}.$$

ANFIS

ANFIS . . 2.1.2.

0

[3].



. . 2.1.2. ANFIS

. 2.1.

- ;
- ;
- 200 ;
- 50 .

:

52.4, 11.2, *MEDIUM*, 0.3 to 0.6, 1.2 to 1.6, 2 to 3, 1.1, 126.4, 1, 13.1.

ANFIS . . 2.1.1.

. 2.1.1

ANFIS

,			
6	0.001	28	240

ANFIS

. . 2.1.2.

. 2.1.2

ANFIS

,	, %
9	90.92

.

. 2.1.2 *NEFPROX*

NEFPROX

,

. . 2.1.3 [1].

1.

.

[2]

.

$$U_x = x.$$

2.

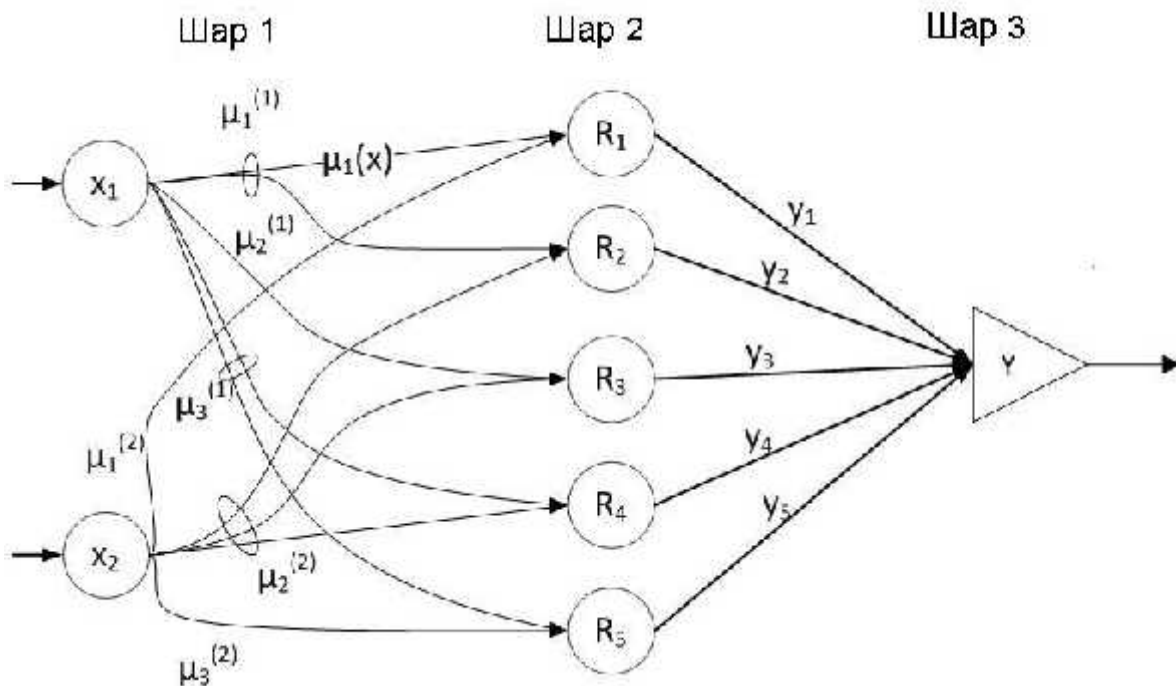
(2)

,

R_j

:

x_1 $\mu_k^{(1)}, x_2$ $\mu_l^{(2)}, \dots, x_n$ $\mu_p^{(n)},$
 $(x_1 \dots x_n)$
 $f(x), \mu^{(1)} \dots \mu^{(n)} -$.



. . 2.1.3.

NEFPROX

NEFPROX

:

$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, a < x < b, \\ \frac{c-x}{c-b}, b \leq x < c, \\ 0 \end{cases} \quad (. 2.1.3)$$

$c, a, b -$

.

,

.

:

4)

$$performance_R = performance_R + c_p,$$

c_p

$$c_p = \begin{cases} 1, & y = t, \\ -1, & y \neq t, \end{cases},$$

$y =$; $t =$.

5) R_k :

$performance_R < 0,$.

6) .

7) 4–6 .

.

NEFPROX

1.

, [2]:

$$\Delta_c = y_e - y_r.$$

2. Δ_R :

$$\Delta_R = U_R(1 - U_R) \sum_{c \in U_3} W(R, c) \Delta_c,$$

$U_R =$; $W(R, c) =$,

. $W(R, c) = 1.$

3. x' ,

,

$$W(x', R)U_{x'} = \min\{W(x, R)U_x\},$$

$W(x', R)U_{x'} =$.

4. ,

$$\Delta_b=\sigma\Delta_r(c-a)(x'-b),$$

$$\Delta_a=-\sigma\Delta_r(c-a)\Delta_b,$$

$$\Delta_c=\sigma\Delta_r(c-a)\Delta_b,$$

$\sigma-$.

5. , 4:

$$a^{t+1}=a^t+\Delta_a,$$

$$b^{t+1}=b^t+\Delta_b,$$

$$c^{t+1}=c^t+\Delta_c,$$

$t-$.

6. :

$$p_{(3)}^{t+1}=p^t+\Delta_p,$$

$$w_{(3)}^{t+1}=w^t+\Delta_w,$$

(3)- .

7.

$$E=U_R(1-U_R)\sum_{c\in U_3}(2W(R,c)-1)\Delta_c.$$

:

1)

$$E\leq \varepsilon.$$

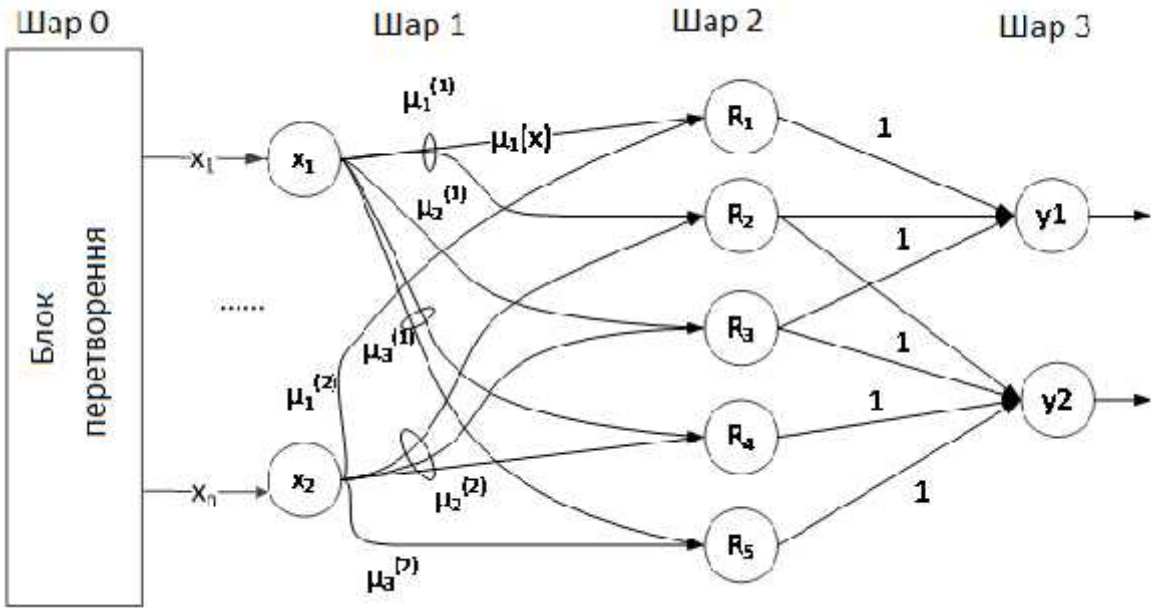
2)

$$E_t-E_{t-n}\approx 0.$$

NEFPROX

NEFPROX . . 2.1.4.

«0»



. . 2.1.4. NEFPROX

, . 2.1.1.

NEFPROX . . 2.1.3.

. 2.1.3

NEFPROX

		,		
10	4	0.001	21	200
20	9	0.001	26	200

NEFPROX

. . 2.1.4.

. 2.1.4

NEFAROX

	,	, %
10	2	80,13
20	6	91,82

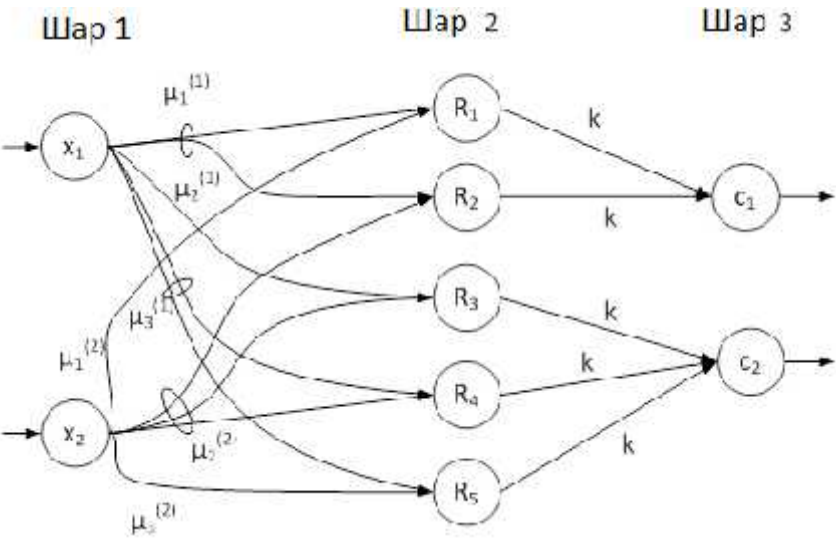
. 2.1.3 NEFCLASS

NEFCLASS

, NEFCON NEFPROX

NEFCLASS 3-

. 2.1.5. [2].



. 2.1.5. NEFCLASS

1) .

шапу

.

$U_x = x.$

2) (2) ,

$R_j : x_1 \mu_k^{(1)}, x_2 \mu_l^{(2)}, \dots, x_n \mu_p^{(n)}, (x_1, \dots, x_n) m$

$$\mu_{ij} = \max_{1...j} \{\mu_j^i(x_i)\},$$

j – .

2)

$$R:W(x_1,R)=\mu_{j1}^1...W(x_n,R)=\mu_{jn}^n,$$

.

3) 1–2 ,

.

, 3

.

4)

$$perfomance_R = perfomance_R + c_p,$$

c_p :

$$c_p = \begin{cases} 1, y = t, \\ -1, y \neq t, \end{cases}$$

y – ; t – .

5) R_k :

$perfomance_R < 0$, .

6) .

4-6 .

.

NEFCLASS

1.

,

$$\Delta_c = y_e - y_r$$

2. $\Delta_R:$

$$\Delta_R=U_R(1-U_R)\sum_{c\in U_3}W(R,c)\Delta_c,$$

U_R- $;$ $W(R,c)-$ $,$

.

3. $x',$

,

$$W(x',R)U_{x'}=\min\{W(x,R)U_x\},$$

$W(x',R)U_{x'}-$ $.$

4. $,$

:

$$\Delta_b=\sigma\Delta_r(c-a)(x'-b),\qquad \Delta_a=-\sigma\Delta_r(c-a)\Delta_b,$$

$$\Delta_c=\sigma\Delta_r(c-a)\Delta_b,$$

$\sigma-$ $.$

5. $,$ 4:

$$a^{t+1}=a^t+\Delta_a,\qquad b^{t+1}=b^t+\Delta_b,\qquad c^{t+1}=c^t+\Delta_c,$$

$t-$ $.$

6.

$$E=U_R(1-U_R)\sum_{c\in U_3}(2W(R,c)-1)\Delta_c.$$

:

1)

$$E\leq \varepsilon.$$

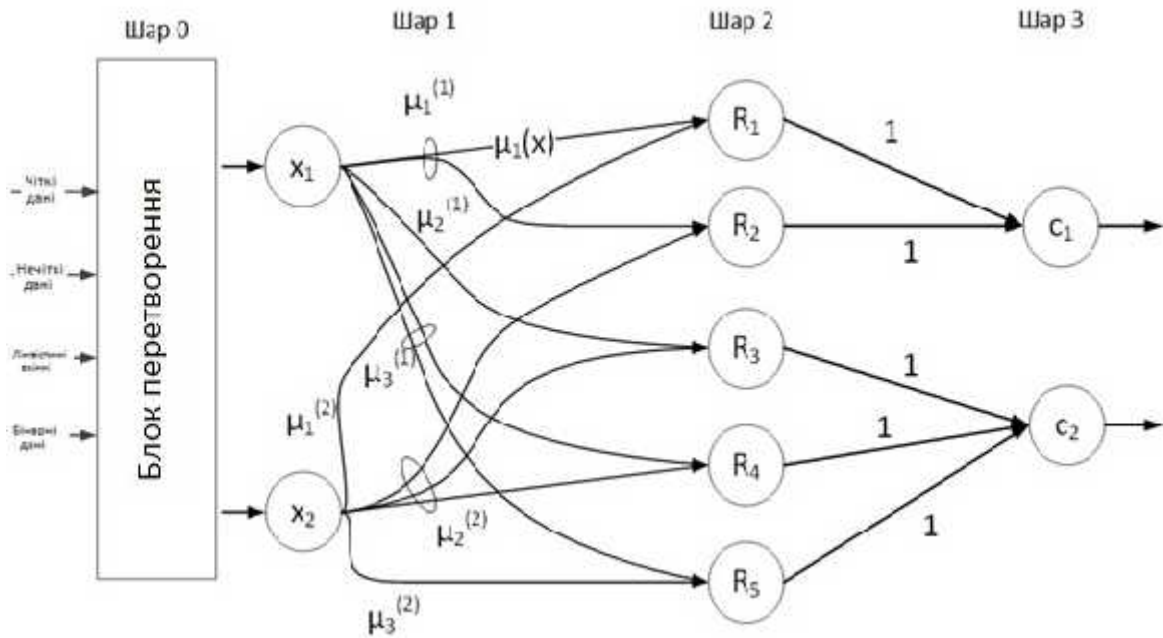
2)

$$E_t-E_{t-n}\approx 0.$$

NEFCLASS

NEFCLASS . . 2.1.7.

0
(1.7).



. . 2.1.7. NEFCLASS

NEFCLASS (. . 2.1.6)

. . 2.1.5.

. 2.1.5

NEFCLASS

	10	4	0.001	17	200
	20	9	0.001	24	200
	10	6	0.008	17	200
	20	11	0.085	24	200

NEFCLASS

. . 2.1.6.

. 2.1.6

NEFCLASS

		,	, %
	10	2	82,41
	20	6	94,02
	10	3,5	79,11
	20	9	88,14

.2.1.4. TSK

TSK

, ,

[2].

,

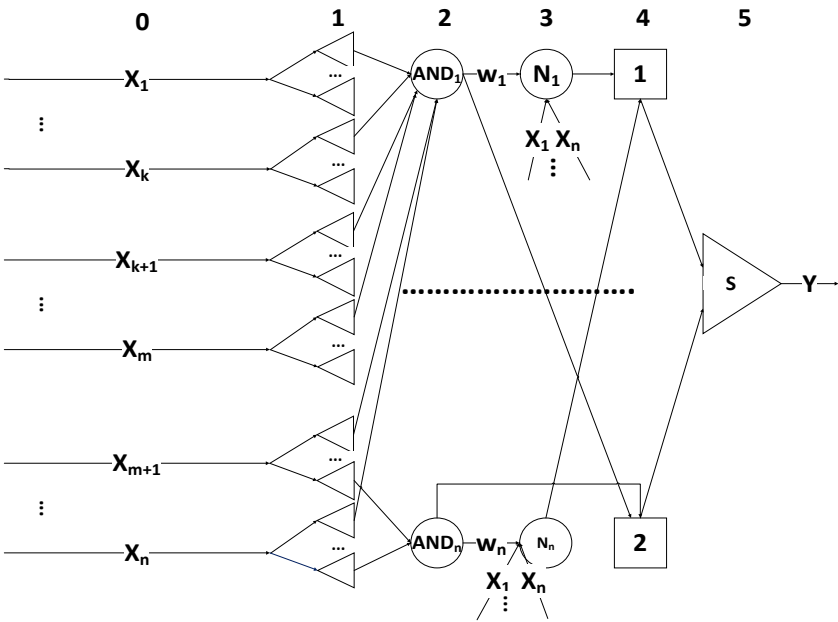
.

,

.

TSK

. . 2.1.8.



. . 2.1.7. TSK

[3]:

1. , ().

:

$$\mu(x)=\frac{1}{1+\left(\frac{x_j-c_{jk}}{\sigma_{jk}}\right)^{2b_{jk}}},$$

, b – , 2.

, AND

:

$$t_k=\prod_{j=1}^N\mu_k\left(x_j\right).$$

3.

$$\overline{w_k}=t_i\left(w_0^k+\sum_{j=1}^Nw_j^kx_j\right).$$

4. m

$$\begin{aligned} y_1 &= \sum_{k=1}^m w_k \bar{w}_k; \\ y_2 &= \sum_{k=1}^m \bar{w}_k. \end{aligned}$$

5.

:

$$Y(x_1,x_2,\ldots,x_N)=\frac{y_1}{y_2}.$$

:

$$Y=\frac{\sum\limits_{k=1}^n\left[\prod\limits_{j=1}^N\left(\frac{1}{1+\left(\frac{x_j-c_{jk}}{\sigma_{jk}}\right)^{2b_{jk}}}\right)\left(w_0^k+\sum\limits_{j=1}^Nw_j^kx_j\right)w_k\right]}{\sum\limits_{k=1}^n\left[\prod\limits_{j=1}^N\left(\frac{1}{1+\left(\frac{x_j-c_{jk}}{\sigma_{jk}}\right)^{2b_{jk}}}\right)\left(w_0^k+\sum\limits_{j=1}^Nw_j^kx_j\right)\right]}.$$

$$TSK$$

$$TSK$$

$$w_j^k$$

$$w_j^k.$$

$$(*)$$

$$y(x)=\sum_{k=1}^m\left[\mu_k^0\left(w_0^k+\sum_{j=1}^Nw_j^kx_j\right)\right],$$

$$\mu_k^0=\frac{\prod\limits_{j=1}^N\mu_k(x_j)}{\sum\limits_{r=1}^N\left[\prod\limits_{j=1}^N\mu_r(x_j)\right]}=\text{const},\qquad k=1,2,...,M.$$

$$\begin{array}{ccc} p & (x^{(l)},\,d^{(l)})(l=1,2,..,p) & \\ & d^{(l)} & p \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} \mu_{11}^0 & \mu_{11}^0x_1^{(1)} & \cdots & \mu_{11}^0x_N^{(1)} & \cdots & \mu_{1M}^0 & \mu_{1m}^0x_1^{(1)} & \cdots & \mu_{1m}^0x_N^{(1)} \\ \mu_{21}^0 & \mu_{21}^0x_1^{(2)} & \cdots & \mu_{21}^0x_N^{(2)} & \cdots & \mu_{2M}^0 & \mu_{2m}^0x_1^{(2)} & \cdots & \mu_{2m}^0x_N^{(2)} \\ \cdots & \cdots & \cdots & & \cdots & & & \cdots & \\ \mu_{p1}^0 & \mu_{p1}^0x_1^{(p)} & \cdots & \mu_{p1}^0x_N^{(p)} & \cdots & \mu_{pM}^0 & \mu_{pm}^0x_1^{(p)} & \cdots & \mu_{pm}^0x_N^{(p)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_0^1 \\ \cdots \\ w_N^1 \\ \cdots \\ w_0^m \\ \cdots \\ w_N^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d^{(1)} \\ d^{(2)} \\ \cdots \\ d^{(p)} \end{bmatrix},$$

$$w_{ki}' \hspace{100pt} (\hspace{10pt}) \hspace{10pt} i\text{-} \hspace{100pt} , \hspace{100pt} k\text{-}$$

$$x.$$

$$\mathbf{A}w=d.$$

$$\begin{array}{c} p(N+1)M,\\ \\ (N+1)M\,.\end{array}$$

$$w=\mathbf{A}^+d,$$

$$\begin{array}{ccc} & & w_j^k \\ y(i) & & i=1,2,\ldots,p, \end{array}$$

$$y=\begin{bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \cdots \\ y^{(p)} \end{bmatrix}=\mathbf{A}w,$$

$$\hspace{100pt} - \hspace{100pt} \varepsilon = (y-d).$$

$$\hspace{100pt} (\hspace{100pt})$$

$$,$$

$c_{jk}, \sigma_{jk}, b_{jk}.$

.

,

:

$$c_{jk}^{(n+1)} = c_{jk}^{(n)} - \eta \frac{\partial E^{(n)}}{\partial c_{jk}},$$

$$\sigma_{jk}^{(n+1)} = \sigma_{jk}^{(n)} - \eta \frac{\partial E^{(n)}}{\partial \sigma_{jk}},$$

$$b_{jk}^{(n+1)} = b_{jk}^{(n)} - \eta \frac{\partial E^{(n)}}{\partial b_{jk}},$$

n

.

TSK ()

().

.

,

w_j^k

.

(

)

.

TSK

TSK

. . 2.1.9.

0

.

.

(. 2.2.1)

;

$$i_0 = i_1 = \dots = i_n = i$$

,

$$f_{j_1}(x) = f(x)$$

$\forall i, j = 1, 2, \dots, L$ -

.

,

$$k$$

(

$$X_j, j = 1, 2, \dots, L$$

;

$$L_1 - L_2$$

$$y_k = f\left(w_{0k_2} + \sum_{i=1}^{L_2} w_{ki_2} f\left(w_{0i_1} + \sum_{j=1}^{L_1} w_{ji_1} x_j\right)\right),$$

(. 2.2.2)

$k = k$; $w_{0i_1} = i$

;

$w_{0k_2} = k$;

$w_{ij_1} = j$; $w_{ij_2} = i$

j ; f ; $L_1, L_2 =$

.

. 2.2.2

,

,

j - (. 2.1,).

,

:

$$y_{jt} = f\left(w_{0jt} + \sum_{h=1}^{f-1} \sum_{i=1}^{L_1} w_{hjt} y_{ih}\right),$$

(. 2.2.3)

$w_{hjt} = i - h$.

(. 2.2.3) , ()

.

,

w (. 2.2.3).

. 2.2.3 ,

, ,

- k - $(k = 1, \dots, L)$ j - $(L_j -$
 j -) j - (,

- . 2.1,).

j l :

$$y_{jt} = f \left(w_{0jt} + \sum_{i=1}^{L_{j-1}} w_{ijl} y_{il-1} + \sum_{k=1}^{L_j} w_{ikl} y_{kl} \right), \quad (\text{ . 2.2.4})$$

w - , . ,

(. 2.2.4) .

, ,

.

y

n - X ,

$$\begin{aligned} y &= (\text{net}(X, W)), \\ \text{net}(X, W) &= \sum_{i=1}^n w_i u_i(x), \end{aligned} \quad (\text{ . 2.2.5})$$

$\text{net}(X, W) -$; $u_i(X)$

$X; f(\text{net}) -$.

-

$U,$

.

$\text{net}(X, W)$

$l.$ $l = 1,$

,

.

:

$$\text{net}_1(X, W) = w_0 + \sum_{j=1}^n w_j x_j,$$

$$\mathbf{W} = (w_0, w_1, \dots, w_n) \quad - \quad ;$$

$$U = (1, x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad - \quad , \quad j \quad - \quad j- \\ - \quad X.$$

:

$$\text{net}_2(X, W) = w_0 + \sum_{j=1}^n w_j x_j + \sum_{j=1}^n w_{jk} x_j x_k, \quad (\quad .2.2.6)$$

$$w_0, w_j, j = \overline{1, n}, w_{jk}, j = \overline{1, n}, k = \overline{1, j} \quad - \quad , \\ :$$

$$U = (1, x_1, \dots, x_n, x_1^2, x_2 x_1, \dots, x_n^2)^T. \quad (\quad .2.2.7)$$

,

$$(\quad .2.2.7), \quad , \\ .$$

.2.3

Fuzzy Logic Toolbox

Fuzzy Logic Toolbox.

Fuzzy Logic Toolbox – Matlab,

.

,

,

.

,

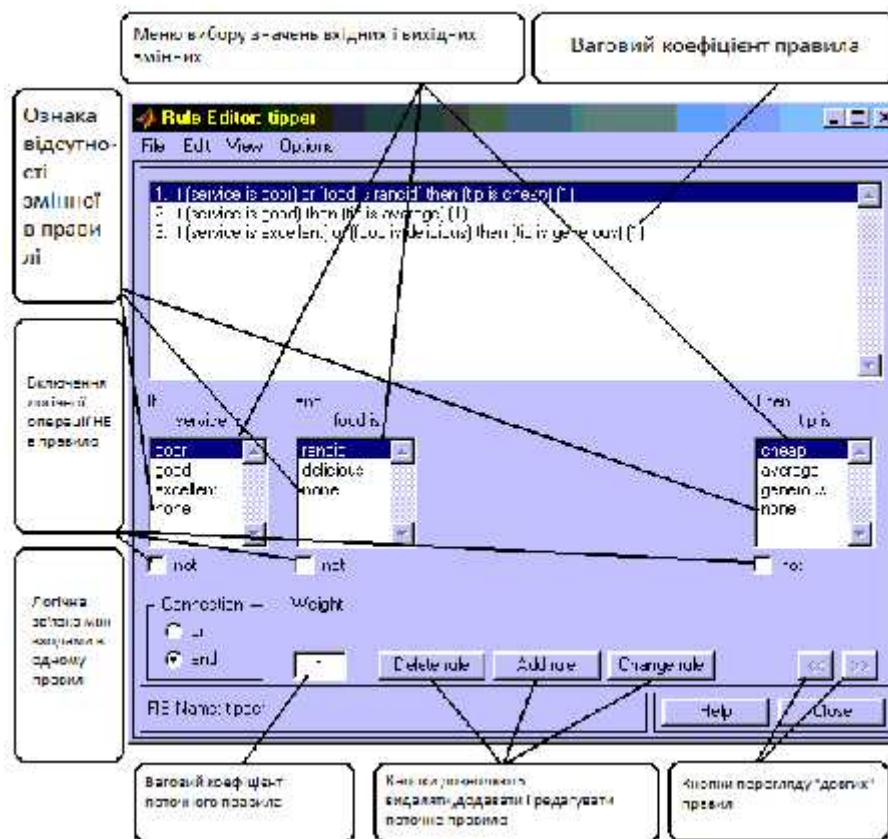
,

Matlab, ,
 ,
 :
 •
 ;
 •
 ;
 •
 , ;
 • (Mamdani, Sugeno);
 • - ,
 .

.2.4

— , ,
 -
 :
 • ;
 • ;
 • ,
 .
 - GUI-
 ,
 Membership Functions ... Edit
 Ctrl+2.

.2.4.1.



. .2.4.1.

Type
Params.

– File, Edit, View,
– Range, Display Range, Name

Edit

. .2.4.2.

Undo	Ctrl+Z
Add MFs...	
Add Custom MF...	
Remove Selected MF	
Remove All MFs	
FIS Properties...	Ctrl+1
Rules...	Ctrl+3

. .2.4.2.

Edit

Add MFs ...

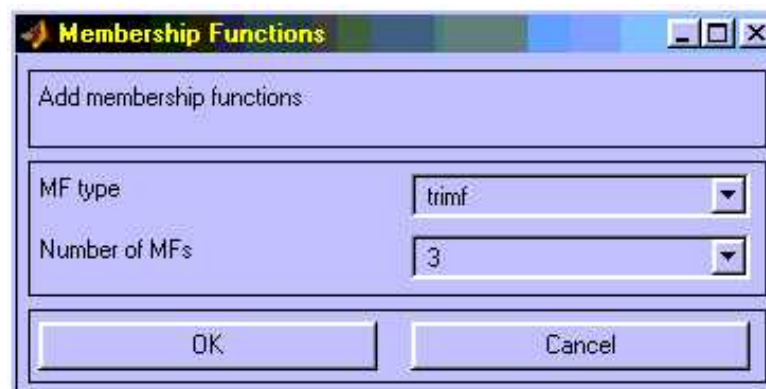
(. . 2.4.3),

Range.

Add Custom MF ...

(. . 2.4.4),

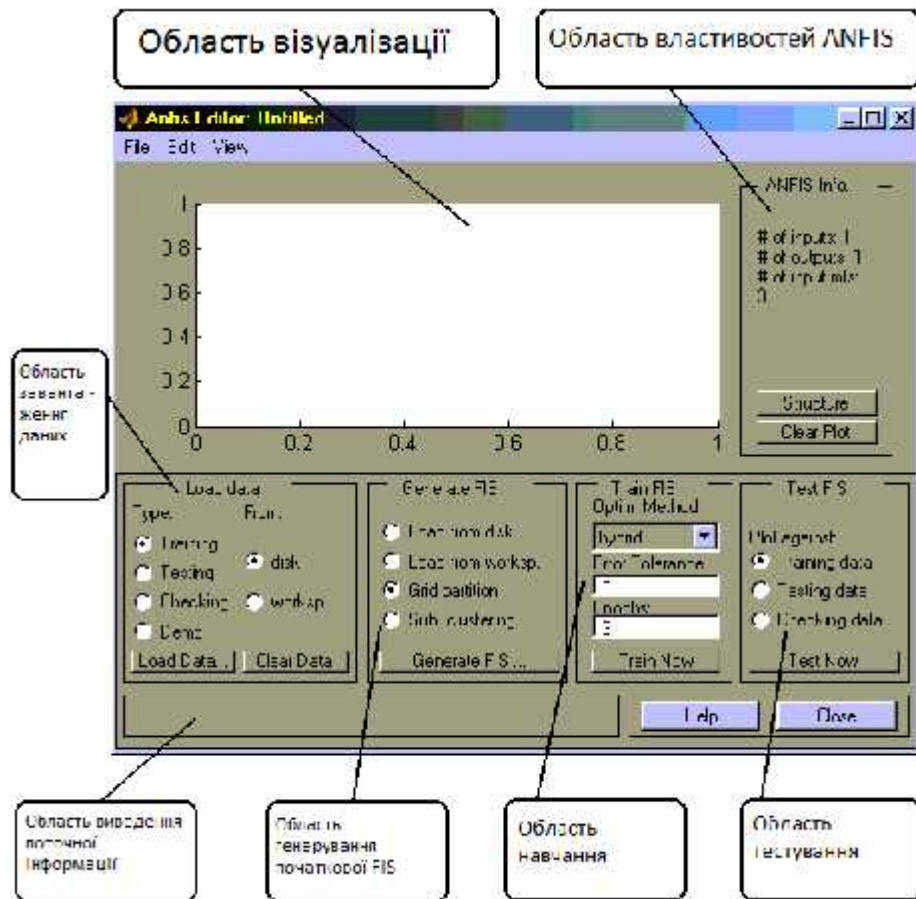
(**MF name**), (**M-function name**) (**Parameter list**).



. . 2.4.3.



. . 2.4.4.



2.5.1.

Add Rule.

Edit Rule Delete Rule

2.6

Fuzzy Logic Toolbox

ANFIS-

ANFIS-

ANFIS-

anfisedit.

. 2.6.1.

ANFIS-

3

– **File, Edit View,**

ANFIS

Help Close,

ANFIS-

:

•

-

;

•

-

.

.

(

),

—

:

•

(.) –

;

•

(o) -

;

•

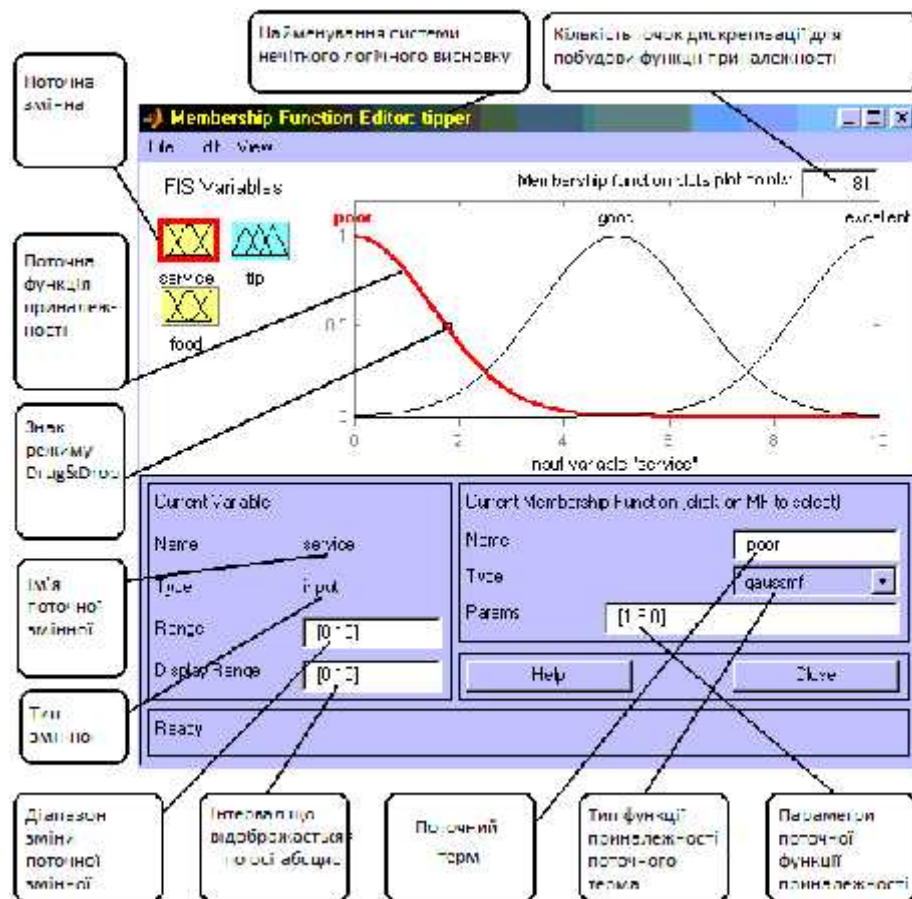
(+) -

;

•

(*) -

.



... 2.6.1.

ANFIS-

ANFIS

ANFIS (ANFIS info)

,

,

Structure Clear Plot.

Structure

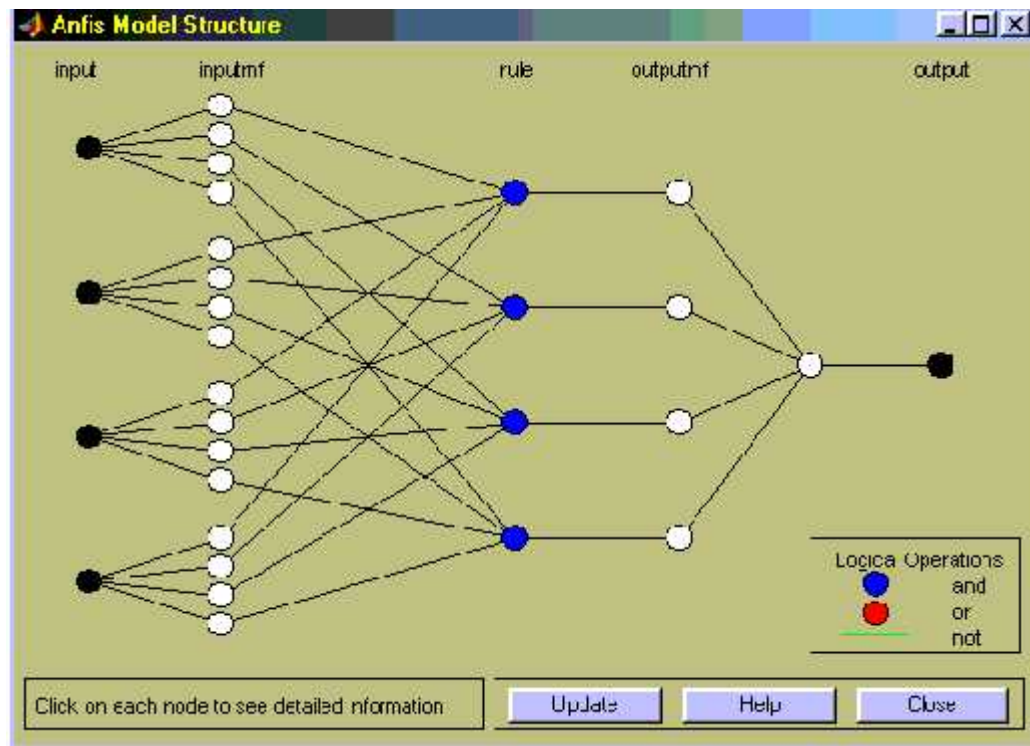
,

... 2.6.2

,

Clear Plot

.



. . 2.6.2.

(Load data)

:

- (Type), :

- Training - ;

- Testing - ;

- Checking - ;

- Demo - ;

- (From), :

- Disk - ;

- worksp - MatLab;

- Load Data ...,

, , , , , ;

- **Clear Data.**

(Generate FIS)

- **Load from disk** – ;
- **Load from worksp** –
MatLab;
- **Grid partition** – () ;
- **Sub. clustering** – .

Generate,**Load from disk** ,**Load from worksp** ,**Grid partition** ,

(. . 2.6.3),

(Train FIS)**(Optim. Method),****(Error tolerance),****(Epochs)****Train Now,**

MatLab.

ANFIS-

- **backpropa** – ,

;

- hybrid –

INPUT

Number of MFs:

MF Type:

- trimf
- trapmf
- gbellmf
- gaussmf**
- gauss2mf
- pimf
- dsigmf
- psigmf

To assign a different number of MFs to each input, use spaces to separate these numbers.

OUTPUT

MF Type:

- constant
- linear**

Cancel OK

... 2.6.3.

(Test FIS)

Test Now,

. 2.7

1.7

Java.

```

        ,
        .
        * .csv,
        :
        • (
        );
        •
        «;»);
        • ( , 7.5);
        • <a to b>, a b –
        (1.18);
        • ( ,
        HIGH);
        • true false.

```

input.csv:

```

7.4; <0,40 to 1,00>; 34.0; HIGH; <3,21 to 3,81>; true; 5.0
7.8; <0,58 to 1,18>; 67.0; MEDIUM; <2,90 to 3,50>; false; 6.0
7.8; <0,46 to 1,06>; 54.0; HIGH; <2,96 to 3,56>; true; 5.0

```

```

    ' « '
    »_defuzzy.csv.

```

input_defuzzy.csv:

```

7,40; 0,70; 34,00; 1,00; 3,51; 1; 5,00
7,80; 0,88; 67,00; 0,99; 3,20; 0; 6,00
7,80; 0,76; 54,00; 1,00; 3,26; 1; 5,00

```

. 2.8

,

-

.2.8.1

-

,

.

.

.

()

,

.

.

,

,

20-

.

$x \in D$

(

,

-

,),

D

,

, x ,

, x . (

).

,

,

«

».

,

N

.

-

-

:

1.

$b: \succ b, \quad f_i(a) < f_i(b) \forall i = \overline{1, N}.$

2.

$b: \quad a \succcurlyeq b,$

$f_i(a) \leq f_i(b) \forall i = \overline{1, N}$

3. b : b ,

$f_i(a) \preccurlyeq f_i(b) \wedge f_i(a) \not\succcurlyeq f_i(b) \forall i = \overline{1, N}$

, D ,

- $\in D$: $y \succcurlyeq x$, x -

.

(), -

.

-

, , ,

— .

,

, - , ,

.

,

.

.2.8.2

(NCGA)

,

,

.

,

, ,

.

.

()

,

,

.

,

,

.

,

,

.

-

(*SPEA*, *SPEA2*)

1

.

,

,

2

.

,

.

.

,

,

,

.

.2.8.3

.

,

,

.

,

.

—

,

.

,

« »

, ,

.

()

()

.

,

,

,

,

.

.2.8.4

,

,

.

,

,

.

,

,

,

.

,

,

,

,

.

,

.

,

:

?

?

,

:

1.

.

,

N

,

.

2.

(). , , , , , .

.2.8.5

NCGA

NCGA (Neighborhood Cultivation Genetic Algorithm) - neighborhood crossover:

—
.
,
.
:
0. : :
— N, — .
 P_0 .
 P_0 A_0 . N .
 $t = 0$.
1. : $t = t + 1$.
 $P_t = A_{t-1}$ (, $P_1 = A_0 = P_0 -$).
2.
.
,
.
,
— , — ,
— . .

3. : (
-).
4. : ,
- .
- .
5. :
- () .
- « »
- , (. 2.14,
- 2.)
- ,
- , . 2.15, 2.
- ,
- .
- .
- .
6. , ,
- P_t .
7. P_t .
- ,
8. : P_t A_{t-1} ,
- , ($2N$)
- N , A_t .
- SPEA2 – Environment Selection .
9. :
- $(t > T_{\max})$,
- 1.

1. $i \in A_t$, $S(i) \in [0,1)$,
« » (
) , $j \in t$ $f(i) \geq f(j)$.
 $n - A_t$, $N -$
« »

$$S(i) = \frac{n}{N + 1}.$$

2. $S(i)$ « » (raw)
 $R(i)$ i ,
« » j ,

.

$$R(i) = \sum_{j \in P_t + A_t, j > i} S(j).$$

3. :
- j .
- . k -
- k
 i .

$D(i)$ i :

$$D(i) = \frac{1}{\sigma_i^k + 2}, k = \sqrt{(N + N_A)}.$$

4. $F(i)$
 , $F(i) = R(i) + D(i)$.

SPEA2 (Environmental Selection):

, -

- . ,

, ,

SPEA/SPEA2 –

« »

(selection pressure)

,
:

(),

–

, ()

, .

SPEA,

SPEA2

:

- ,
- ;

- , .

1. (

1) :

$$A_{t+1} = \{i \vee i \in P_t + A_t \wedge F(i) < 1\}.$$

2. ($|A_{t+1}| = N_A$),

.

1) ($|A_{t+1}| < N_A$).

,

$$t + t$$

$$N_A - |A_{t+1}|$$

$t+1$.

2) $(|A_{t+1}| > N_A).$

,

$t+l,$ $|A_{t+1}| = N_A:$

) $d(i, j)$

$j.$

$D = D + d_i, d_i = \min d(i, j);$

) D . ,

D ;

) ,

$(|A_{t+1}| = N_A).$

.2.8.6

- ,

, .

()

.

1. $X.$

2. - Y , , $F(Y) < F(X)$

3. Y , X -

.

4. , $= Y.$ 2.

$X.$, ,

.

, .

,

,

(,).

- 2 :
- 1) , ;
 - 2) – , , , « » .
- ().
- .
- 1 . . : , , / . . , . . // – : , 2004. – 369 .
- 2 . . / . . , . . // . -2- ., .- .: - , 2002. – 382 c.
- 3 . . / . . // H . . – : , 2008.
- 4 Fonseca C. M., Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms, / C. M. Fonseca, and P. J. Fleming // Part I: A

unified formulation. Technical report 564, University of Sheffield, Sheffield, UK, January 1995.

- 5 Horn J., “A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization,” / J. Horn, N. Nafpliotis, D. E. Goldberg // in Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation. – Vol. 1, Piscataway. 1994. – pp. 82–87.
- 6 Schaffer J. D., “Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms” / J. D. Schaffer // in J. J. Grefenstette (Ed.), Proceedings of an International Conference of Genetic Algorithms and Their Applications, Pittsburgh, PA, 1985. – pp. 93–100.
- 7 Zitzler E. “SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm”/ E. Zitzler, M. Laumanns, and L. Thiele. // in Technical Report 103, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology ETH) Zurich. 2001. – pp. 236–296.

3.1

/ .

[6].

— ,

— ,

— .

(

) ,

:

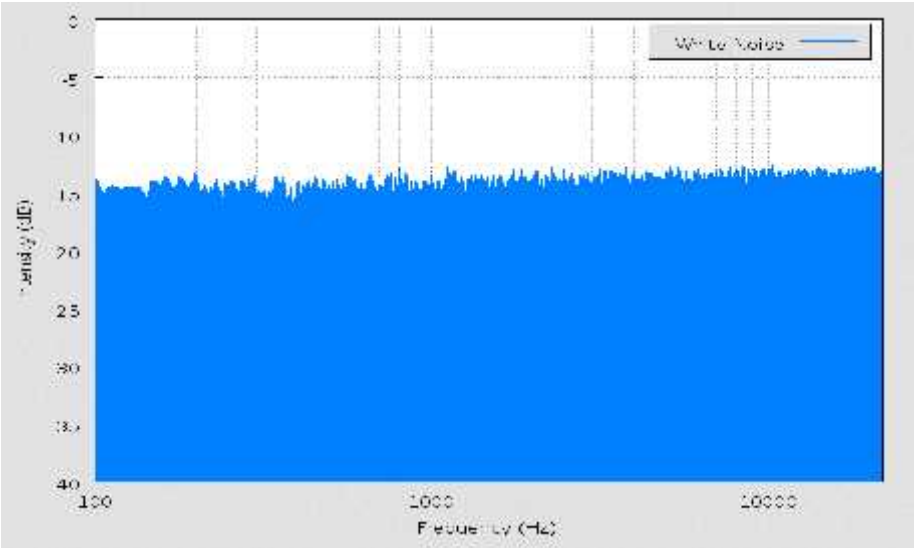
$\mu_w(t) = E\{\mathbf{w}(t)\} = 0;$

$\mathbf{R}_{ww}(t_1, t_2) = E\{\mathbf{w}(t_1)\mathbf{w}(t_2)\} = \sigma^2\delta(t_1 - t_2),$

\mathbf{w} — ; \mathbf{R} — ; $\mu_w(t)$ —

\mathbf{w} .

(3.1.1)



3.1.1.

— ,

.

додаванням до кожного пікселю зображення значень із гаусового розподілу з нульовим математичним очікуванням

$$N_{i,j} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(i^2+j^2)/(2\sigma^2)}, \quad M[N_{i,j}] = 0, \quad (\text{Д. 3.1.2})$$

де $N_{i,j}$ – матриця характеристики шуму; σ – стандартне відхилення розподілу Гауса.

Гаусів шум має ті ж самі характеристики, що і білий шум.

Кольоровий шум – сигнал, спектральна щільність якого має свої визначення кольору відповідно до аналогії між спектрами сигналів кольорів видимого світла. Найчастіше можна зустріти шуми: рожевий, червоний, синій, фіолетовий та сірий. Характеристики даних шумів:

$$\begin{aligned} \mu_w(t) &= E\{\mathbf{w}(t)\} = 0; \\ \mathbf{R}_{ww}(t_1, t_2) &= E\{\mathbf{w}(t_1)\mathbf{w}(t_2)\}, \end{aligned} \quad (\text{Д. 3.1.3})$$

де \mathbf{w} – вектор випадкових чисел; \mathbf{R} – коваріаційна матриця; $\mu_w(t)$ – математичне очікування вектора \mathbf{w} .

Рожевий шум – сигнал, спектральна щільність якого перебуває в зворотно-пропорційній залежності від його частоти. Іншими словами, цей сигнал рівномірно зменшується по логарифмічній шкалі частот. В деяких випадках рожевим шумом називають будь-який шум, у якого спектральна щільність зменшується зі збільшенням частоти (рис. Д. 3.1.2).

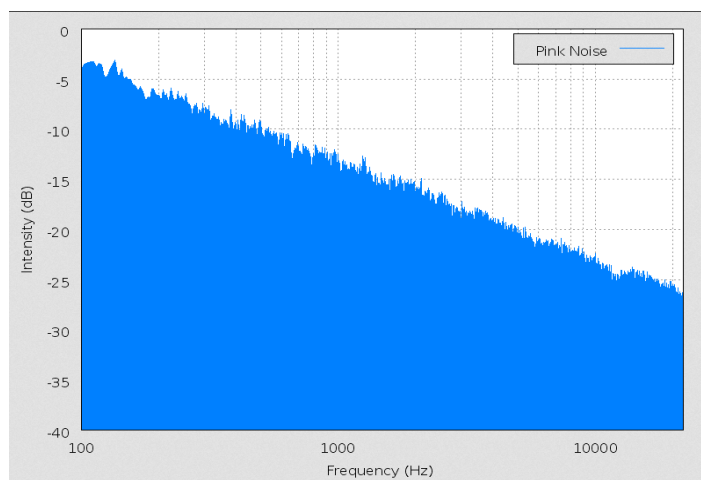
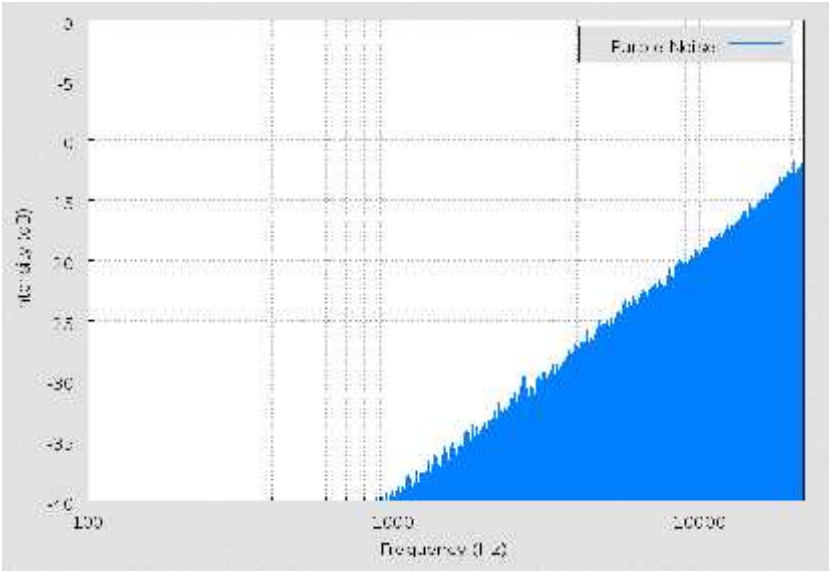


Рис. Д. 3.1.2. Спектр рожевого шуму

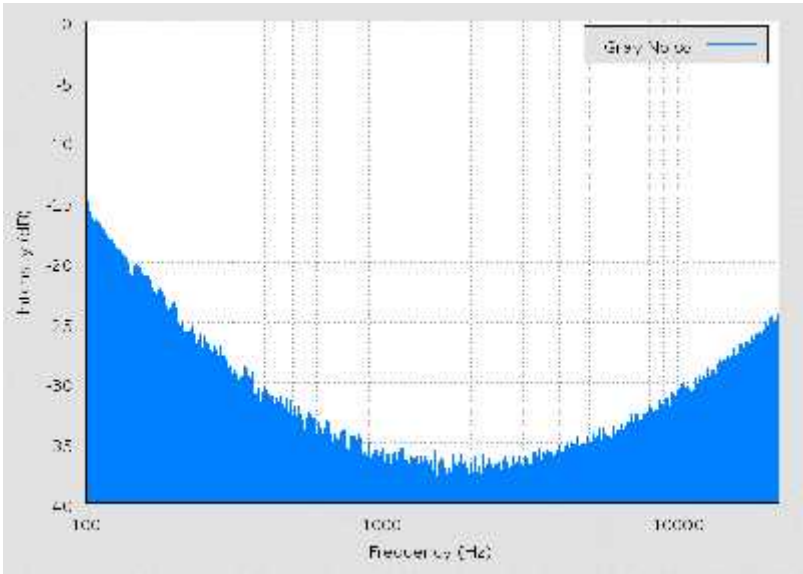
— , , , , . , . (. . 3.1.5).



. . 3.1.5.

— , . , , . « »

(. . 3.1.6).



. . 3.1.6.

Імпульсний шум. Під імпульсним сигналом розуміємо спотворення сигналу імпульсами, тобто викидами з дуже великими позитивними та негативними значеннями і малою тривалістю. Імпульсний шум характеризується зміною частини пікселів на зображенні значеннями фіксованої або випадкової величини. Така модель шуму пов'язана, наприклад, з похибками при передачі зображень [5].

Під час обробки зображень імпульсний шум виникає, наприклад, в наслідок похибки декодування, які призводять до появи чорних і білих точок на зображенні. Тому його часто називають точковим шумом.

Даний шум можна охарактеризувати двома різними моделями.

Імпульсний шум. Модель 1. Поява викиду шуму в кожній точці (i, j) зображення має імовірність p і не залежить ні від наявності шуму в інших точках зображення, ні від початкового зображення. Закон розподілу даного шуму можна представити так:

$$N_{i,j} = \begin{cases} d & \text{з імовірністю } p \\ 0 & \text{з імовірністю } (1-p) \end{cases} \quad M[N_{i,j}] = d, \quad (\text{Д. 3.1.4})$$

де $N_{i,j}$ – матриця характеристики шуму.

Оскільки викид шуму не залежить від наявності шуму в інших точках зображення, коваріаційна матриця для даного закону розподілу буде мати вигляд одиничної матриці.

Імпульсний шум. Модель 2. Ця модель відрізняється від моделі 1 лише тим, що спотворені точки набувають випадкові, а не фіксовані, значення $Z_{i,j}$. Передбачається, що вони є незалежними випадковими величинами. Шумову матрицю можна подати у такому вигляді:

$$N_{i,j} = \begin{cases} d & \text{з імовірністю } p \\ 0 & \text{з імовірністю } (1-p) \end{cases} \quad M[N_{i,j}] = d / 2, \quad (\text{Д. 3.1.5})$$

$$Z_{i,j} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(i^2+j^2)/(2\sigma^2)}, \quad M[Z_{i,j}] = 0, \quad (\text{Д. 3.1.6})$$

$N_{i,j} - \quad ; \quad -$

.

,

.

,

,

.

,

,

.

$G_{m_1,m_2} = F_{m_1,m_2} + N1_{m_1,m_2} + N2, m_1 = \overline{0,M_1-1}, m_2 = \overline{0,M_2-1}, \quad (\quad . 3.1.7)$

$N1 \quad N2 \quad -$

.

,

.

.3.2

,

.

$(\quad . \quad . 3.15,$

3).

,

,

.

,

.

,

,

,

.

,

,

,

—

.

,

,

,

.

(,).

,
 ,
 ,
 -
 -

:

1. .
2. () .
3. .
4. , .
5. .

.3.3

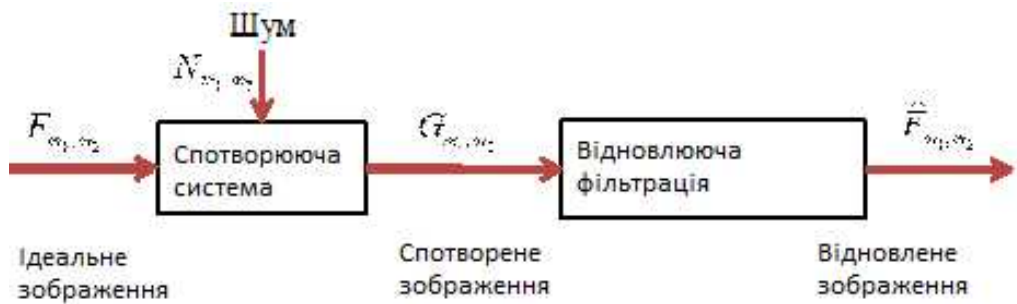
.3.3.1

:

$G_{m_1,m_2} = F_{m_1,m_2} + N_{m_1,m_2}, m_1 = \overline{0, M_1 - 1}, m_2 = \overline{0, M_2 - 1},$ (.3.3.1)

G_{m_1,m_2} – ; F_{m_1,m_2} –
 ; N_{m_1,m_2} – .

$F_{m_1,m_2} = G_{m_1,m_2} (. . . 3.3.1).$



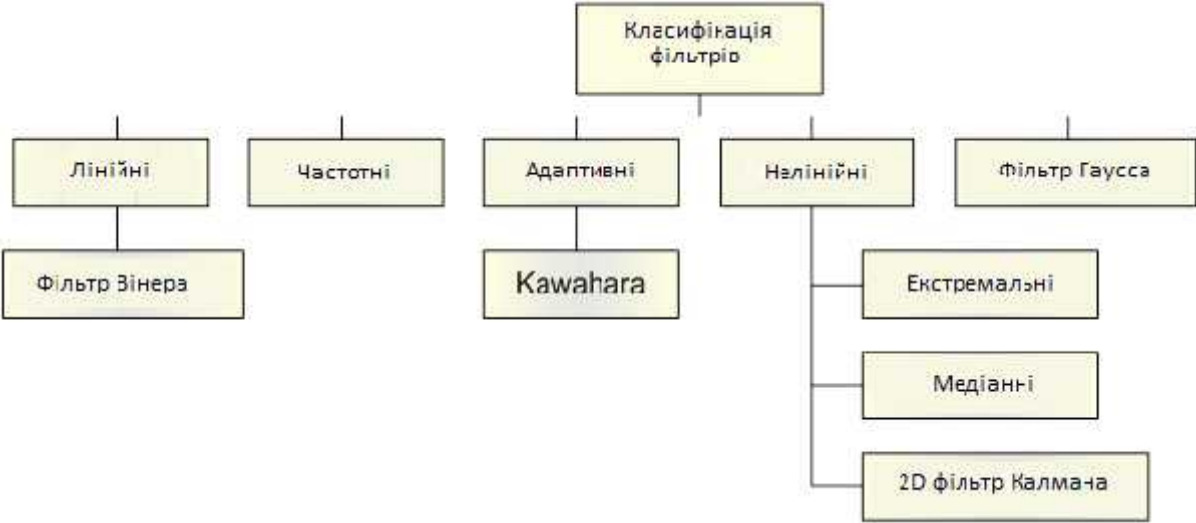
. . 3.3.1.

.3.3.2

\ .
, (. . 3.1)

.3.3.3

(. . 3.3.8)



. . 3.3.8.

[7]:

- 1.
- 2.
- 3.
- 4.
- 5.
6. Kuwahara

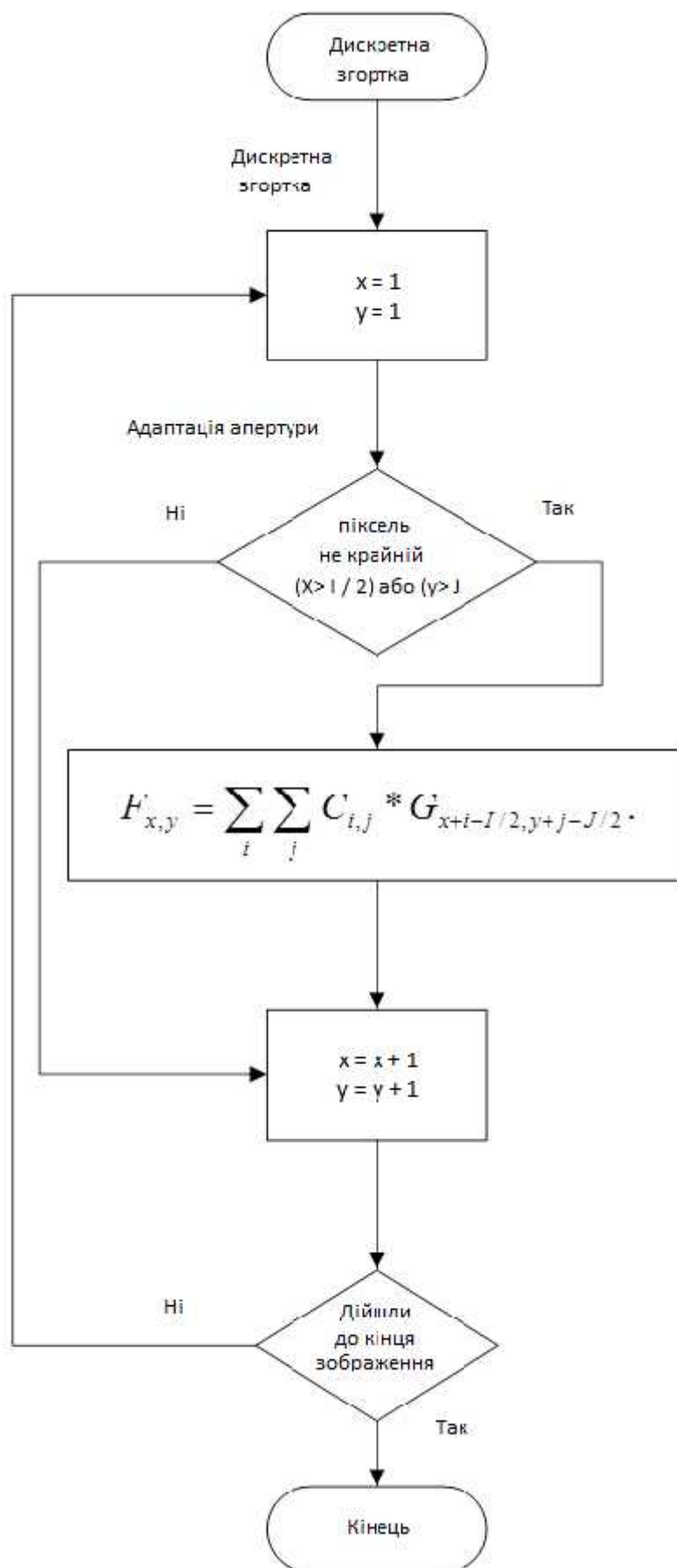
3.3.3.1

(3.3.9 – 3.3.11)

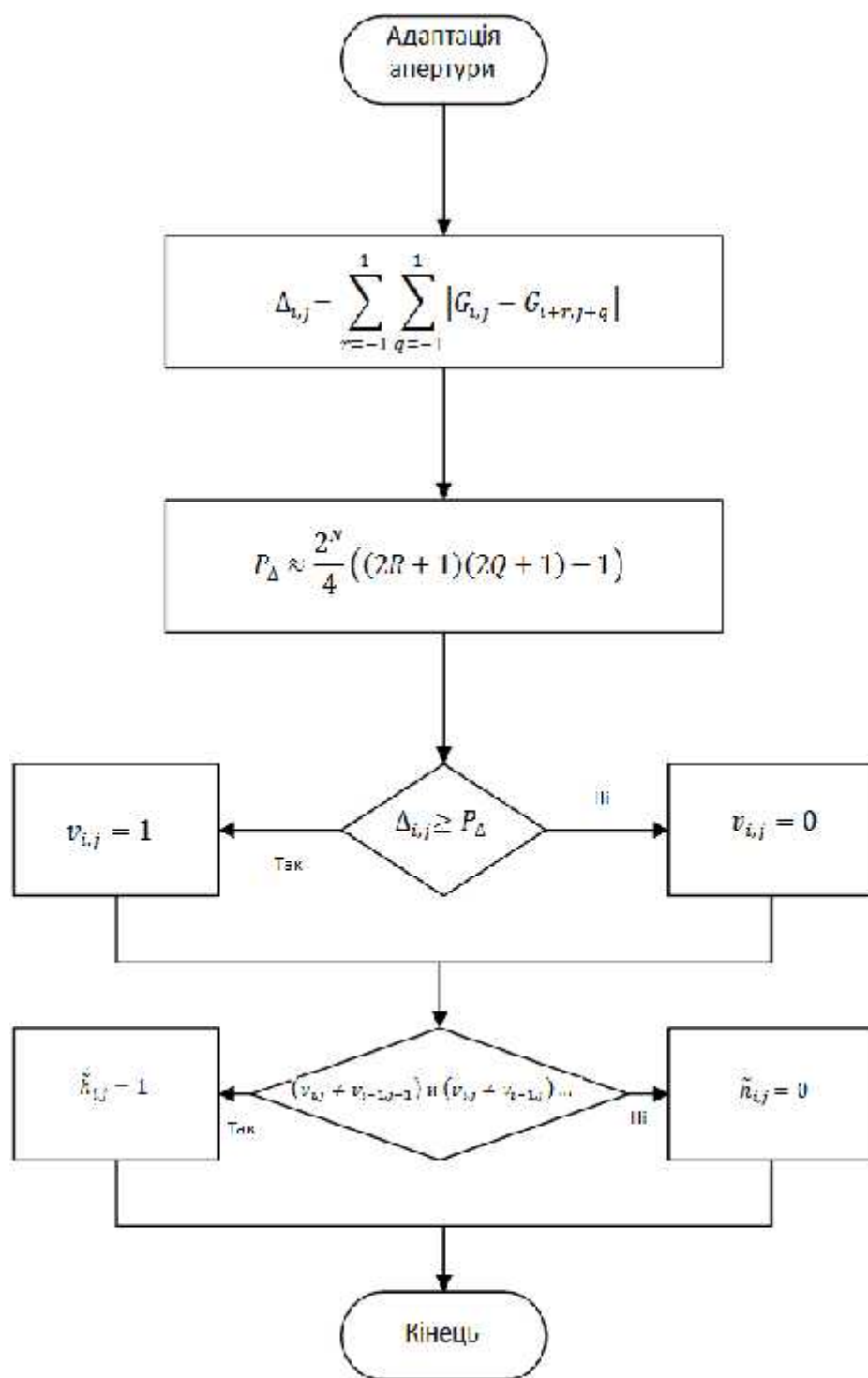
- G_{m_1,m_2} ;
- F_{m_1,m_2} ;
- x,y - ;
- $C_{i,j}$ – ;
- I, J – ;
- $r = \pm(0,1,\dots,R), q = \pm(0,1,\dots,Q)$;
- $\Delta_{i,j}$ – ;
- v – $G_{i,j}$;
- P_{Δ} – ,
- $h_{i,j}$ – $G_{i,j}$.



3.3.9.



. . 3.3.10.



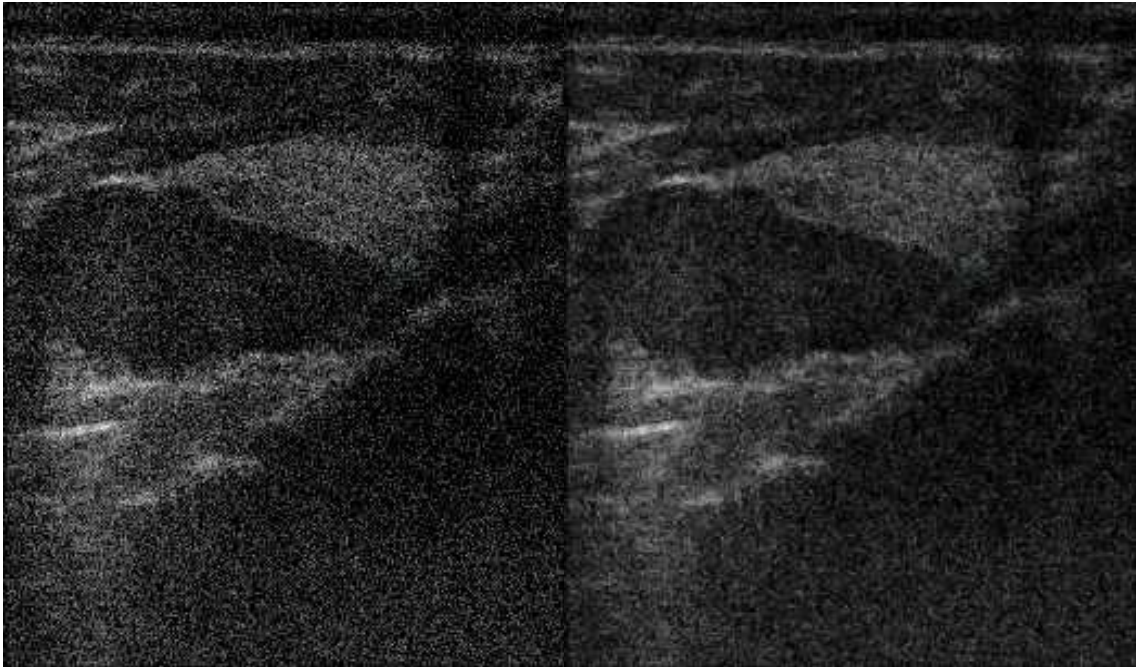
... 3.3.11.

3.3.3.2.

$$F_{m_1, m_2} = \sum_i \sum_j C_{i,j} G_{x+i, y+j}. \quad (.3.3.9)$$

[4].

(. .3.3.12).



. .3.3.12. : – ; –

.3.3.3.3

.

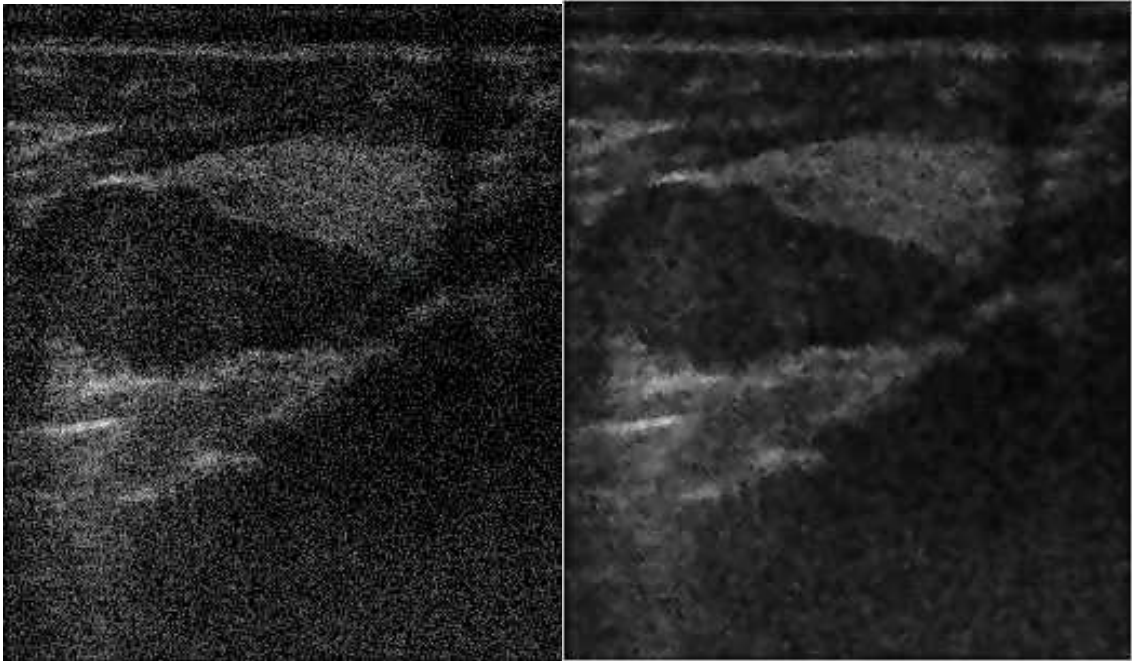
$$\hat{F}(u,v)=\left(\frac{1}{H(u,v)}\frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2+S_y(u,v)/S_f(u,v)}\right)G(u,v), \tag{ . 3.3.10}$$

$H(u, v), F(u, v) -$, -
; $S -$.

$$G(u,v), G(u,v)=H(u,v)F(u,v)+N(u,v), \tag{ . 3.3.11}$$

$G(u, v) -$; $N(u, v) -$.

(. .3.3.13).



... 3.3.13. : -
; -

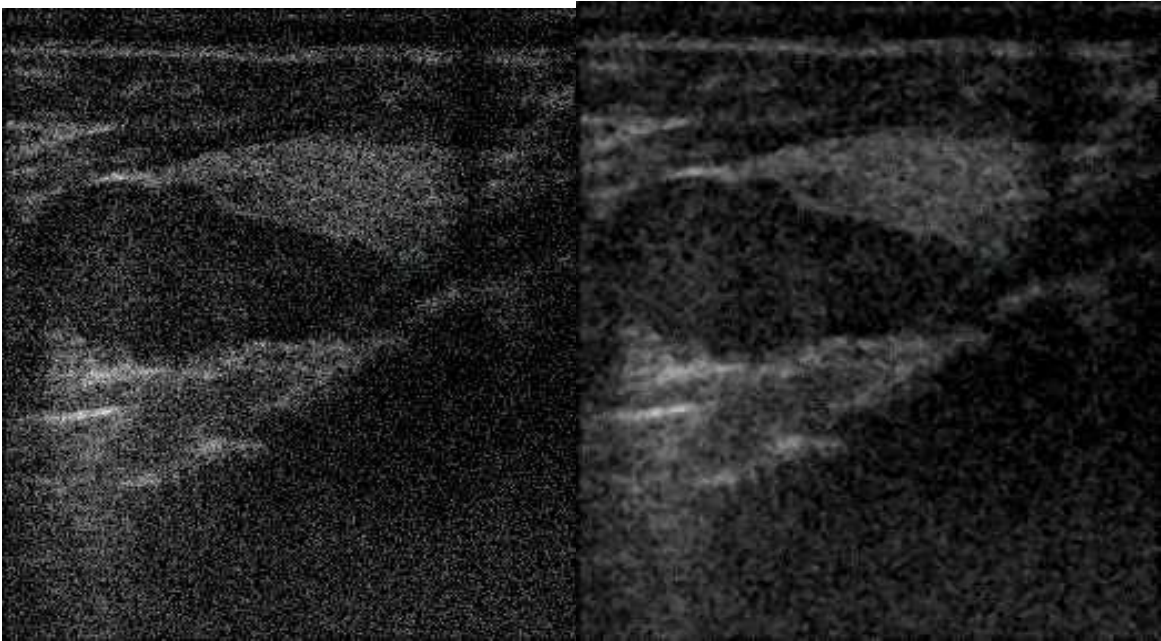
.3.3.3.4

.
.
.

... 3.3.14

$$C_{i,j} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(i^2+j^2)/(2\sigma^2)}, \tag{. 3.3.11}$$

$r^2 = u^2 + v^2$; -
.
.
.



... 3.3.15. : - ; -

.3.3.3.6

.

$$\begin{aligned} B_{\min}(x,y) &= \min\{N(x,y)\}; \\ B_{\max}(x,y) &= \max\{N(x,y)\}. \end{aligned} \tag{.3.3.13}$$

.3.3.3.7

Kuwahara

(... 3.3.16).

1. *abcd* *m* :

$$\begin{aligned} As &= \frac{1}{m \times n} \sum_{k=0}^m \sum_{i=0}^n A_{k,i}; \\ &\dots \\ Ds &= \frac{1}{m \times n} \sum_{k=0}^m \sum_{i=0}^n D_{k,i}. \end{aligned} \tag{.3.3.14}$$

a	a	a/b	b	b
a	a	a/b	b	b
a/c	a/c	$a/b/c/d$	b/d	b/d
c	c	c/d	d	d
c	c	c/d	d	d

. .3.3.16. Kuwahara 5

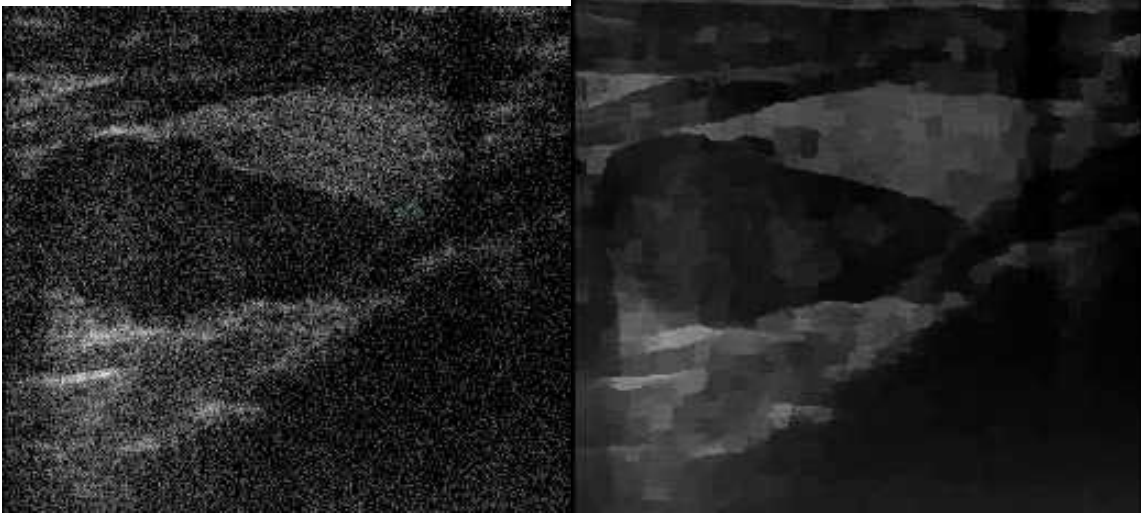
2. .

$$\Phi(x,y)=\begin{cases} m_1(x,y), & \sigma_1(x,y)=\min_i \sigma_i(x,y); \\ m_2(x,y), & \sigma_2(x,y)=\min_i \sigma_i(x,y); \\ m_3(x,y), & \sigma_3(x,y)=\min_i \sigma_i(x,y); \\ m_4(x,y), & \sigma_4(x,y)=\min_i \sigma_i(x,y), \end{cases}$$

(.3.3.15)

3.

.
(. .3.3.17).



. .3.3.17. Kuwahara (4%): -
; -

.3.3.4

(. .3.3.1).

		;	
		.	
		, ()	.
		.	
		;	
		, ,	.
		.	
		.	.
		.	.
		.	.
Kuwahara		.	.

.3.4

.3.4.1

—
(,).
 \ ,
 .
 , (, , . .)
 . , —
 ,
 [5].

,
 .
 F_{m_1,m_2} .
 F_{m_1,m_2} , $k_1 \leq M_1$ $k_2 \leq M_2$
 .
 , —
 $G = \{ F_{k_{11},k_{12}}, F_{k_{21},k_{22}}, \dots F_{k_{n1},k_{n2}} \}$,
 $k_{l1} \leq M_1$ $k_{l2} \leq M_2$, $l \in 1..n$ (),

.3.4.2

,
 , :
 • ;
 • ;
 • ;
 • ;
 • (k - ,
);
 • ;

·
·
·
·

B

· (x, y) :

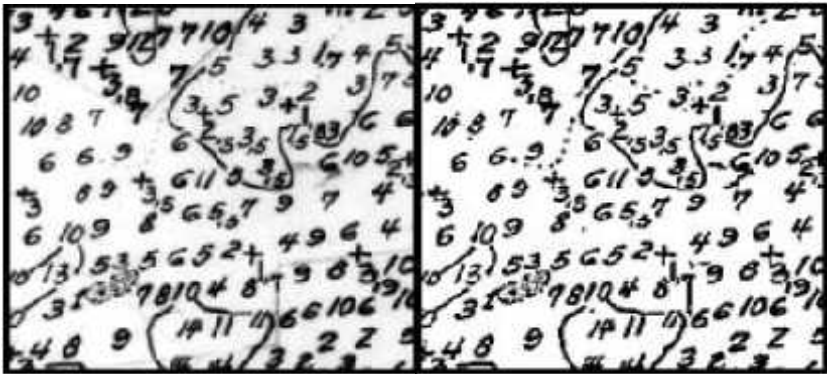
$B(x, y)=m(x, y)+ks(x, y),$ (.3.4.2)

$m(x, y)$ $s(x, y)$ –

· ,
·
·
(
·
16). k ,
· , $k = - 0,2$
· ,
 $k = + 0,2, -$ ·
·

(p . .3.4.4,).

3 , 20%.



· .3.4.4. :
– ; –

(. .3.4.5).

(20-50%).



. .3.4.5. : – ;

—

,

.

[5].

1 ,

3×3 ,

, ,

.

,

.

$R(x, y)$

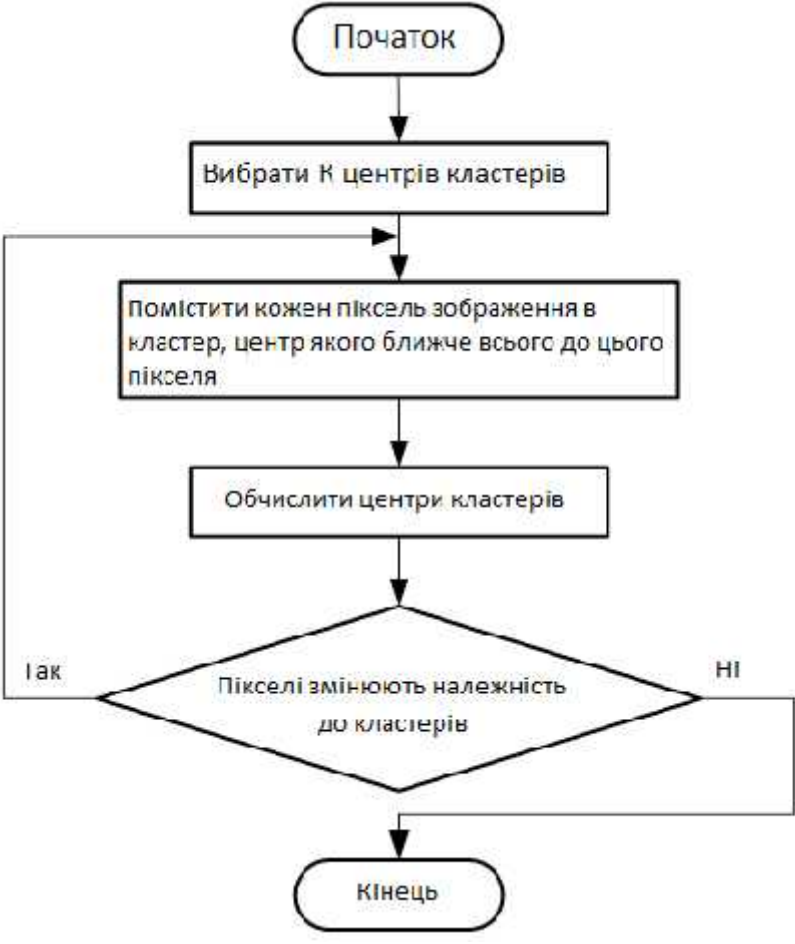
$P(x, y)$ $n + 1$ - :

$$\begin{aligned} P_{n+1}(x, y) &= P_n(x, y) + \beta R_n(x, y) / 4; \\ R_n(x, y) &= P_n(x - 1, y) + P_n(x + 1, y) + \\ &+ P_n(x, y - 1) + P_n(x, y + 1) - 4P_n(x, y). \end{aligned} \tag{.3.4.3}$$

1

2

[5], K (. .3.4.6).



. .3.4.6. , k -

(
).

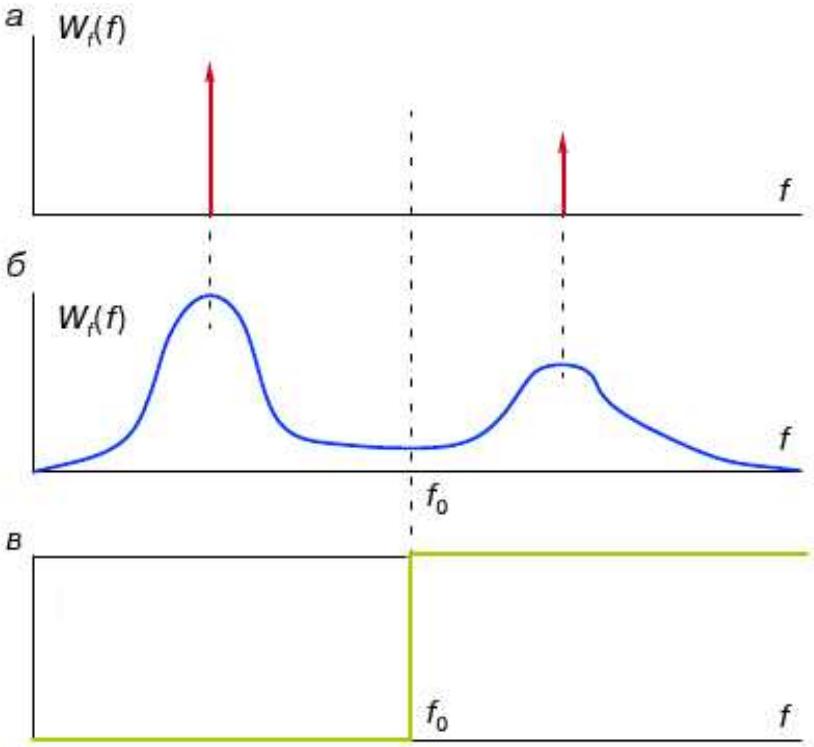
« » $W_f (F_{m1}, m2).$

f .

$f = \begin{cases} f_{\max}, f \geq f_0; \\ f_{\min}, f \leq f_0, \end{cases}$ (.3.4.4)

f_0 – « » .

f_0 . (. .3.4.8).



. .3.4.8.

– [7].

« » [0 ... 255],

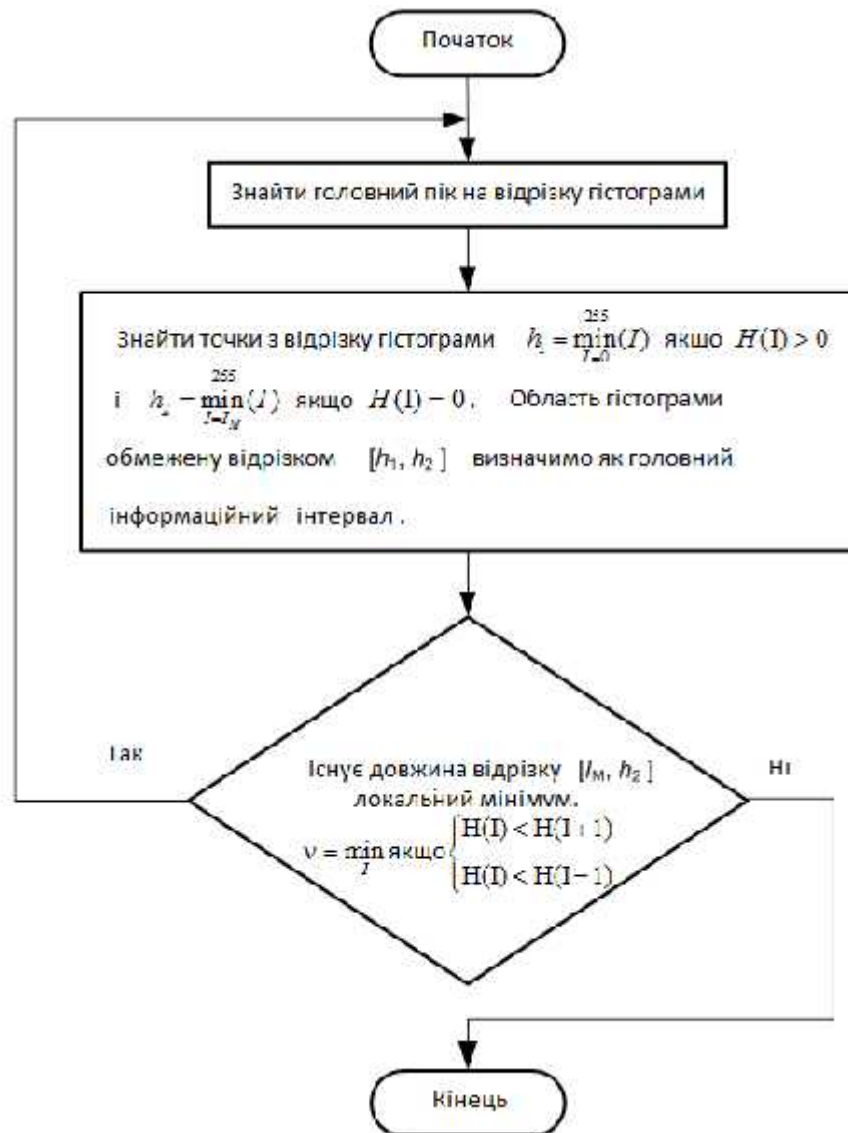
, 0 255.

:

$W_M = W(f_M) = \max_{l=0}^{255} W(f),$ (.3.4.5)

f_M – .

. 3.4.9.



. 3.4.9.

(рис. 3.4.10).

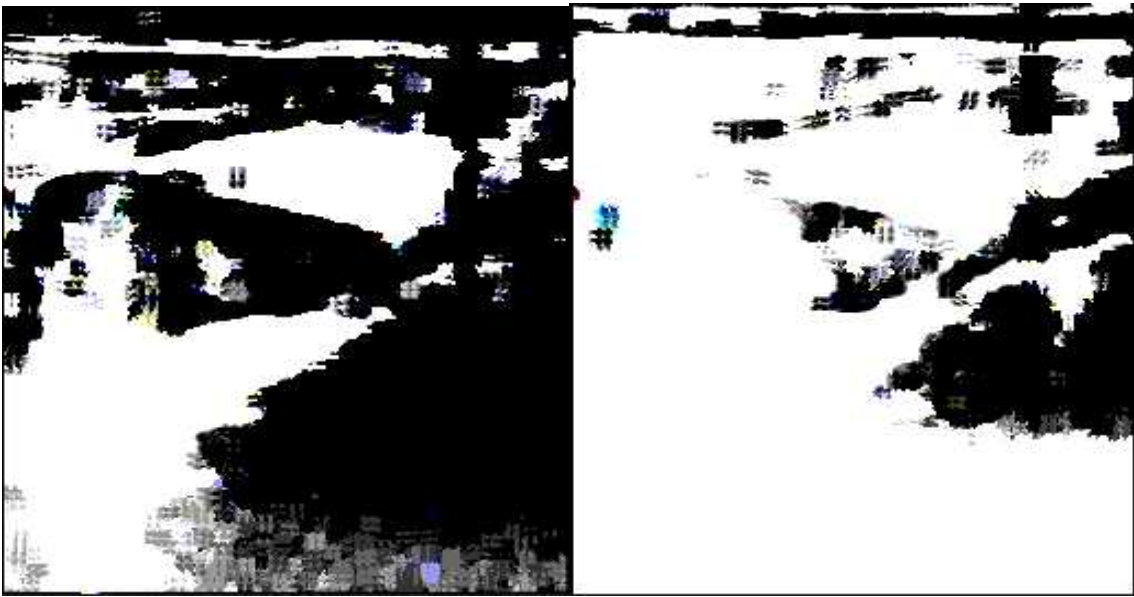
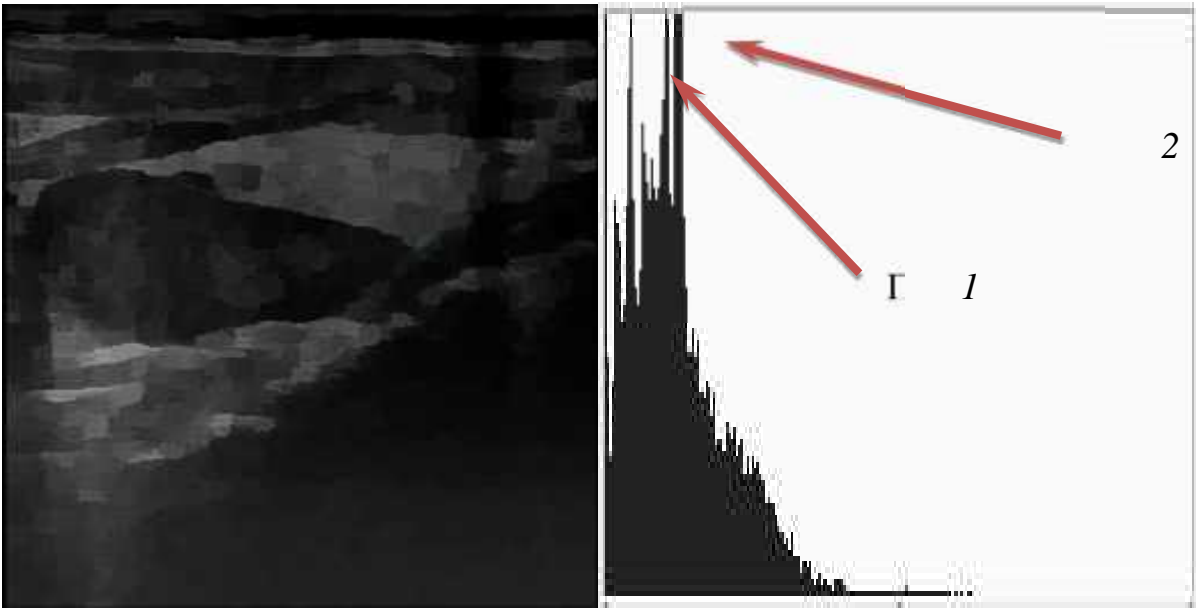


рис. 3.4.10. : — ;
— ; — 2;
— 1
()
,
« » [7].

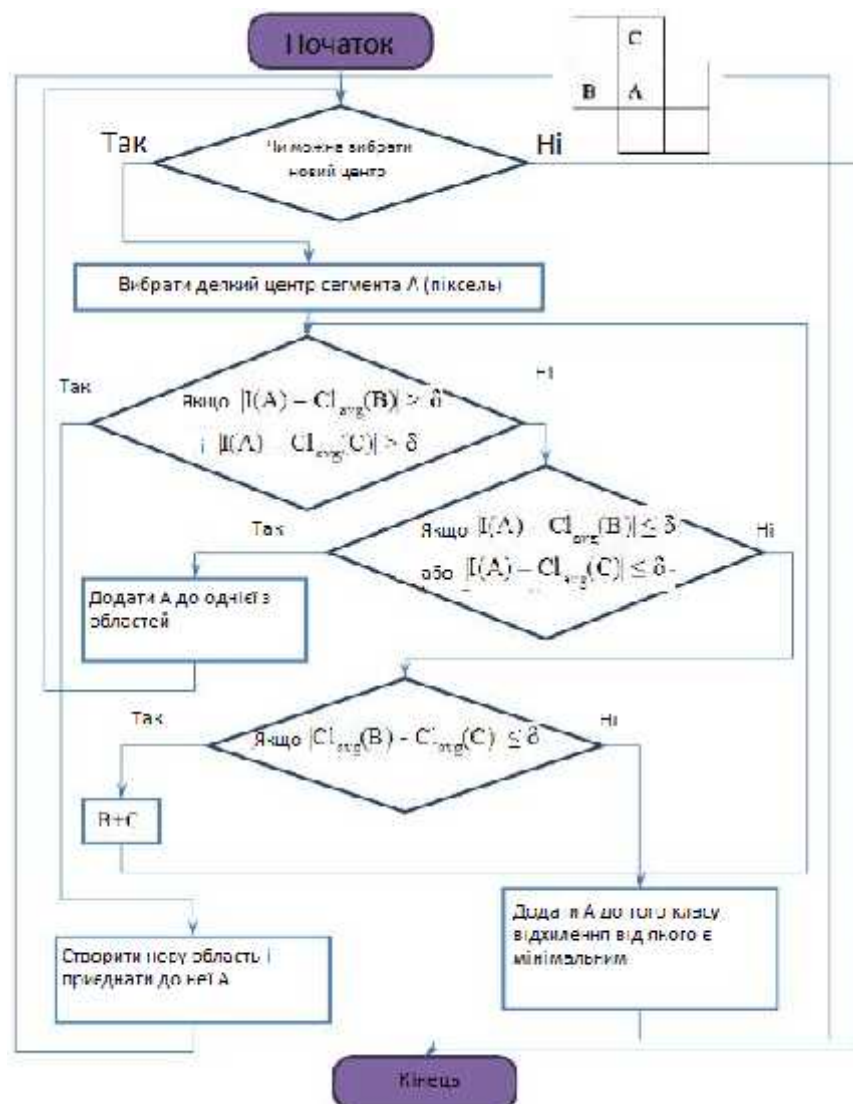
(рис. 3.4.11).



рис. 3.4.11.

(. 3.4.12).

(. 3.4.13).



. 3.4.12.

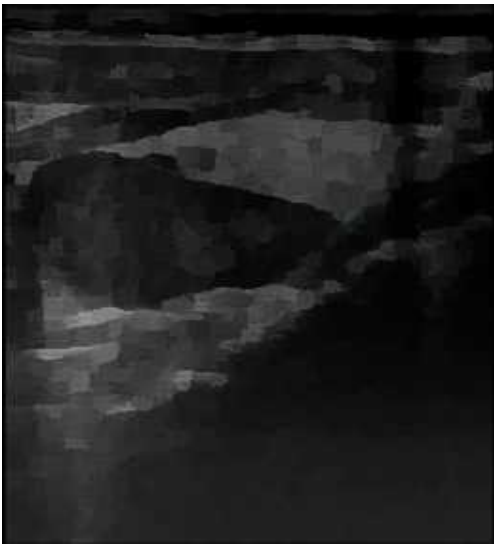
: A, B, C – ;

$I(A)$ – ; $CI_{avg}(B)$ – B ;

$CI_{avg}(\)$ – ; δ –

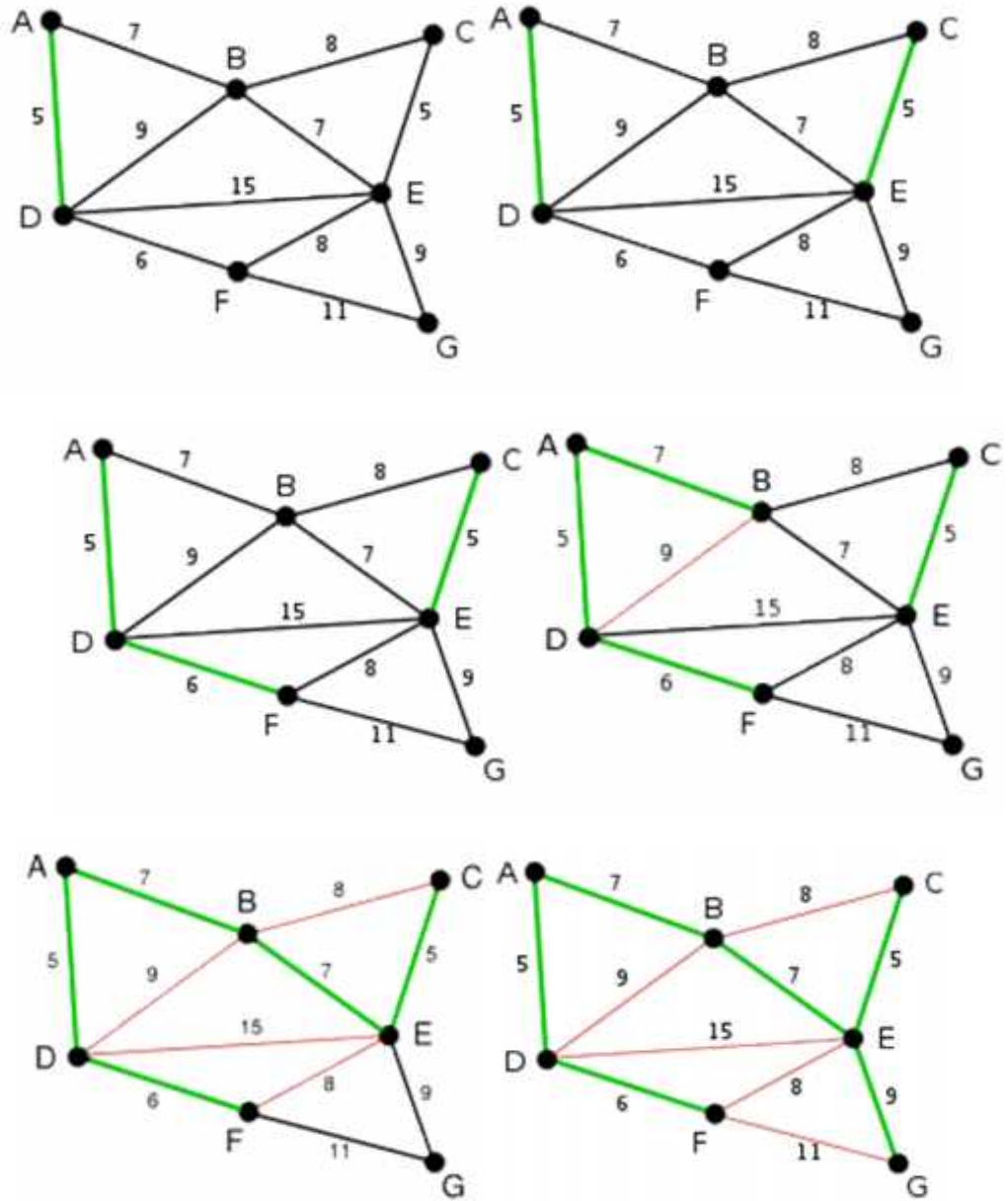
[7].

， () .
() ，
« » . ()，
， ，
：
• ；
• ；
• ；
• .
，
.
-
.



. 3.4.13. : - ;
-
，
.

(. 3.4.14).



. 3.4.14.

AD CE , 5.
 AD ().
 , 5, CE . CE
 ,
 DF , 6.
 $- AB$ BE 7. AB ,
 . 3.4.14. BD ,

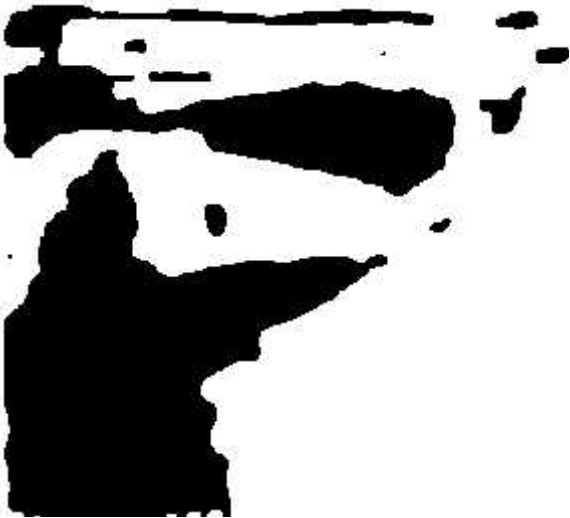
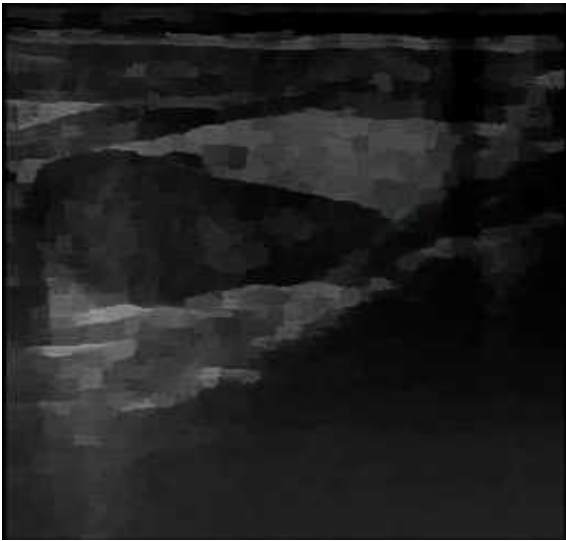
() $B D$, ,
 ABD .

BE , .

: BC ,
 BCE , DE , $DEBA$, FE ,
 $FEBAD$.

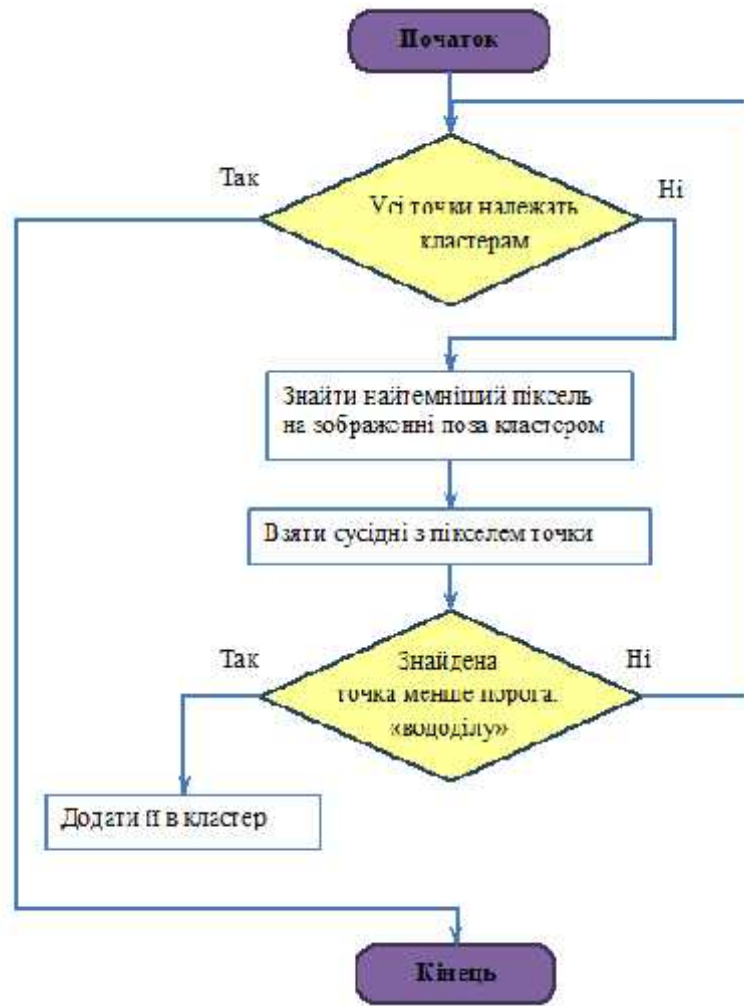
EG

.
(. 3.4.15).



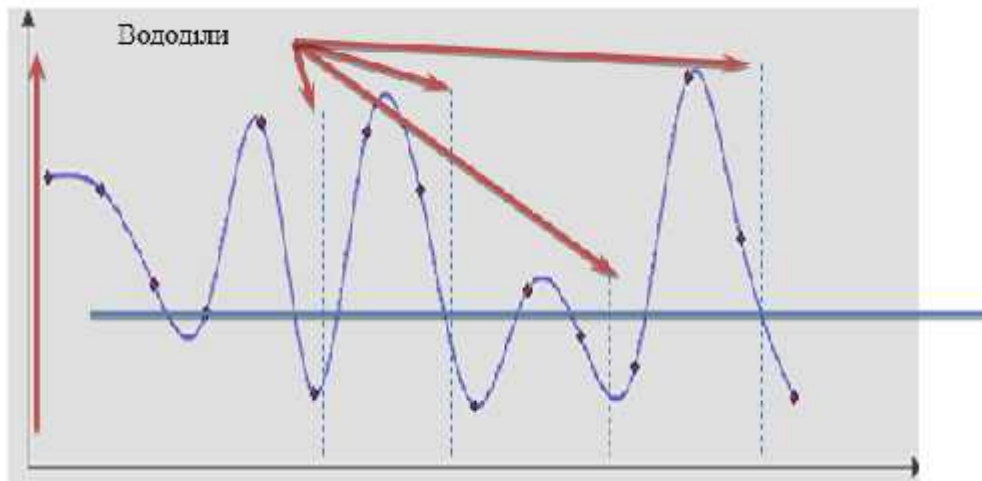
. 3.4.15. : - ; -

, .
« » (. 3.4.16).
,
« ».
« » .
— .
(. 3.4.17).



. 3.4.16.

« »



. 3.4.17.

« »

- (, , ,).

F_{m_1,m_2} $F_{k_{11},k_{12}}$

$F_{k_{21},k_{22}},$ $F_{m_1,m_2} = F_{k_{11},k_{12}} + F_{k_{21},k_{22}}.$

$C(x,y) \in F_{m_1,m_2},$ $,$ $F_{k_{11},k_{12}}$ $F_{k_{21},k_{22}}.$

-

[7].

-

F_{m_1,m_2}

,

«

$\gg u_0(x,y) = F_{x,y}.$

.

,

.

:

$F^{MS}(F_{m_1,m_2},C) = \mu \int_{F_{m_1,m_2}} (u_0(x,y) - u(x,y))^2 d(x,y) +$
 $+ \nu \int_{F_{m_1,m_2}} (\nabla u(x,y))^2 d(x,y) + \lambda \arg \min_{F_{m_1,m_2},C} L(C)$

(.3.4.6)

$\mu, \nu \quad \lambda$ $,$ \ll

$\gg; L(C) -$ $; u(x,y) -$

«

$\gg.$

,

:

$F^{MS}(F_{m_1,m_2},C) = \mu \int_{F_{m_1,m_2}} (u_0(x,y) - u(x,y))^2 d(x,y) + \lambda \arg \min_{F_{m_1,m_2},C} L(C).$

(.3.4.7)

,

«

»

2-

.

:

$$u(x, y) = \begin{cases} 1, & x \in C; \\ 2, & x \notin C. \end{cases} \quad (.3.4.8)$$

:

$$\begin{aligned} F^{MS}(F_{m_1, m_2}, C) = & \mu_1 \int_{F_{m_1, m_2}} (u_0(x, y) - c_1)^2 d(x, y) + \\ & + \mu_2 \int_{F_{m_1, m_2}} (u_0(x, y) - c_2)^2 d(x, y) + \lambda \arg \min_{1 \leq C} L(C) + \nu S_{ins}(C), \end{aligned} \quad (.3.4.9)$$

$$\in S_{ins}(C) -$$

.

.

.

$$H(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0, \\ 0, & s < 0. \end{cases} \quad (.3.4.10)$$

$$(x, y), \quad , \quad C = \{x \in F_{m_1, m_2} \mid \varphi(x, y) = 0\}.$$

$$\delta(s), \quad H(s)$$

$$(\nabla H(x) = \delta(x)).$$

$$L(C) = \int_{F_{m_1, m_2}} |\nabla H(\varphi(x, y))| d(x, y); \quad S_{ins}(C) = \int_{F_{m_1, m_2}} H(\varphi(x, y)) d(x, y). \quad (.3.4.11)$$

$$(.3.4.11)$$

$$\begin{aligned} F^{MS}(\varphi) = & \mu_1 \int_{F_{m_1, m_2}} (u_0(x, y) - c_1)^2 d(x, y) + \mu_2 \int_{F_{m_1, m_2}} (u_0(x, y) - c_2)^2 d(x, y) + \\ & + \lambda \int_{F_{m_1, m_2}} |\nabla H(\varphi(x, y))| d(x, y) + \nu \int_{F_{m_1, m_2}} H(\varphi(x, y)) d(x, y), \end{aligned} \quad (.3.4.12)$$

$$_1 = \frac{\int_{F_{m_1, m_2}} u_0(x, y) H(\varphi(x, y)) d(x, y)}{\int_{F_{m_1, m_2}} H(\varphi(x, y)) d(x, y)}, \quad (.3.4.13)$$

$$_2=\frac{\int\limits_{F_{m_1,m_2}}u_0(x,y)(1-H(\varphi(x,y)))d(x,y)}{\int\limits_{F_{m_1,m_2}}(1-H(\varphi(x,y)))d(x,y)}.\tag{.3.4.14}$$

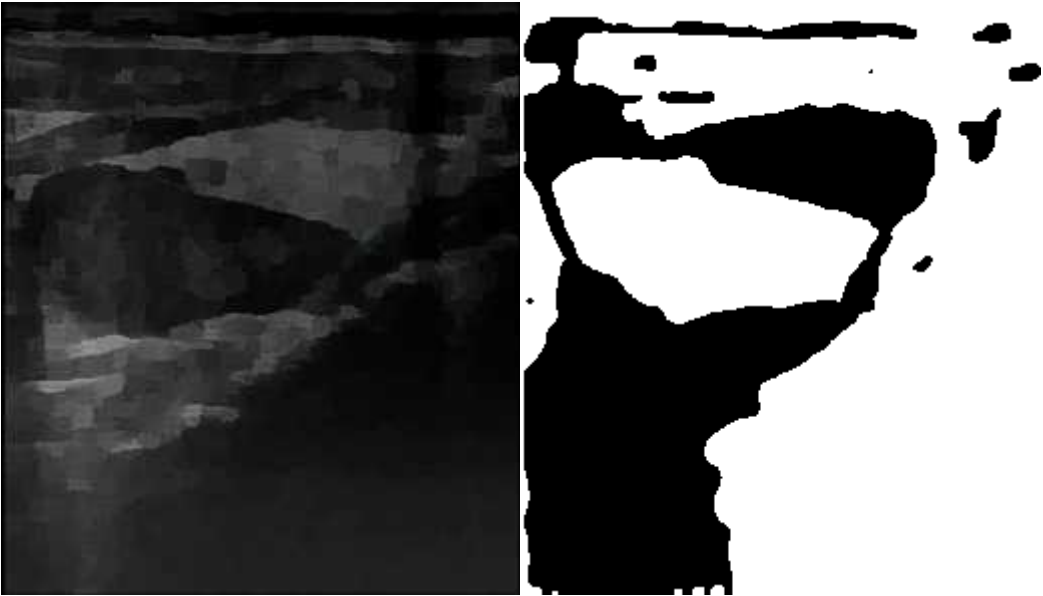
$$\tag{.3.4.14} \quad -$$

$$t>0, \quad :$$

$$\frac{\partial \varphi(x,y,t)}{\partial t}=H'(x,y)\left[\begin{array}{l} \lambda div\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right)-\mu_1(u_0(x,y)-c_1)^2-\\ -\mu_2(u_0(x,y)-c_2)^2-v \end{array}\right],t\geq 0,\tag{.3.4.15}$$

$$\varphi(x,y,0)=\varphi(x,y),\quad \frac{H'(x,y)\partial \varphi}{|\nabla \varphi|\partial \vec{n}}=0.$$

$$\tag{.3.4.18}.$$



$$\tag{.3.4.18} \quad : - \quad ;$$

-

[5]. ,

,

, , .

. -

,

(. 3.4.19).

.

,

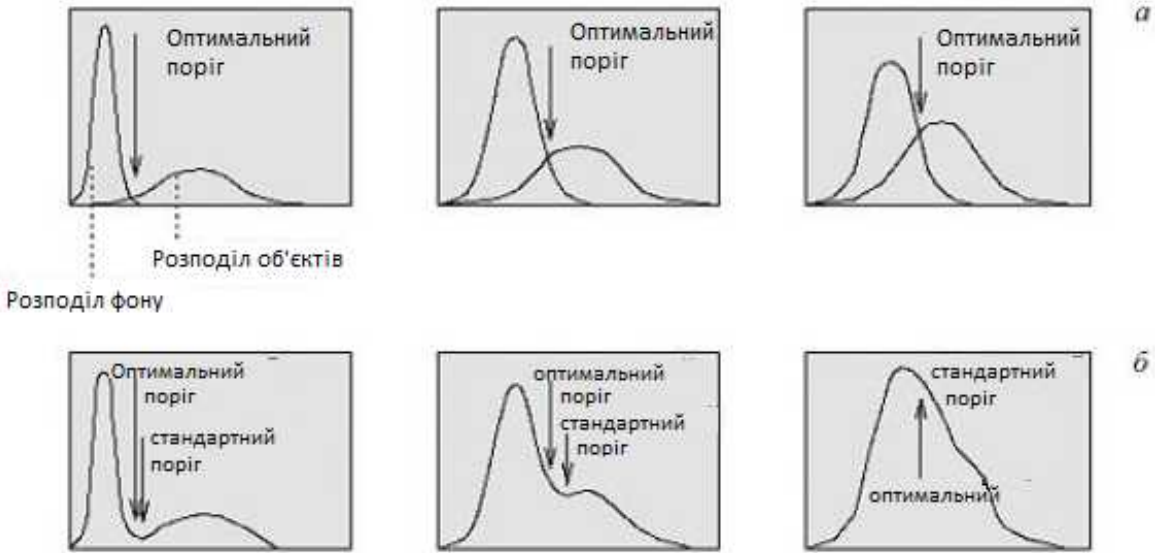
,

,

(

).

.



. 3.4.19.

: -

, ; -

I_m $X \times Y$,

()

$\sim [0, 255]$.

$Hist [.]$, $Hist [0 \dots 255]$
 ,
 « $\gg Hist [k \dots l], 0 \leq k \leq 1 \leq 255$. -
 () $[k, l]$
 $DISP (k, l)$.

$$SC(T)=1-\frac{DISP(0,t)+DISP(t+1,255)}{DISP(0,255)}.$$
 (.3.4.16)

$SC (t)$ $[0, 1]$,
 ,
 . $SC ()$
 $t = \{0 \dots 255\}$,

$$T = \operatorname{argmax}_{t \in \{0, \dots, 255\}} SC(t);$$
 (.3.4.17)

.3.4.3

(. .3.4.1).

.3.4.1

k -	-		
	—		,

		,	
		,	
$k-$			

, ,

.

. 3.5.

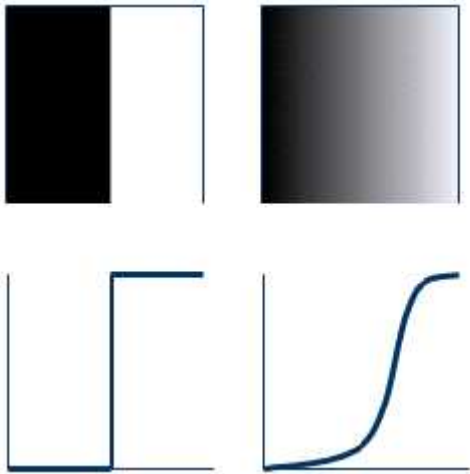
, . ,

.

. 3.5.1.

—

(. 3.5.1).



. 3.5.1. : $a-$; —

, .

$F_{m_1,m_2},$

$(m_1, m_2).$

,
:

$$F_{m_1,m_2} = \frac{I_r - I_l}{2} \left(erf \left(\frac{\{m_1,m_2\}}{\sqrt{2\sigma}} \right) + 1 \right) + I_l,$$

$(\ . \ 3.5.1)$

$$erf(u) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^u e^{-t^2} dt.$$

$(\ . \ 3.5.2)$

$$I_l = \lim_{x \rightarrow -\infty, y \rightarrow -\infty} F_{x,y},$$

$$- I_r = \lim_{x \rightarrow \infty, y \rightarrow \infty} F_{x,y}.$$

σ .

f

$(m_1, m_2),$

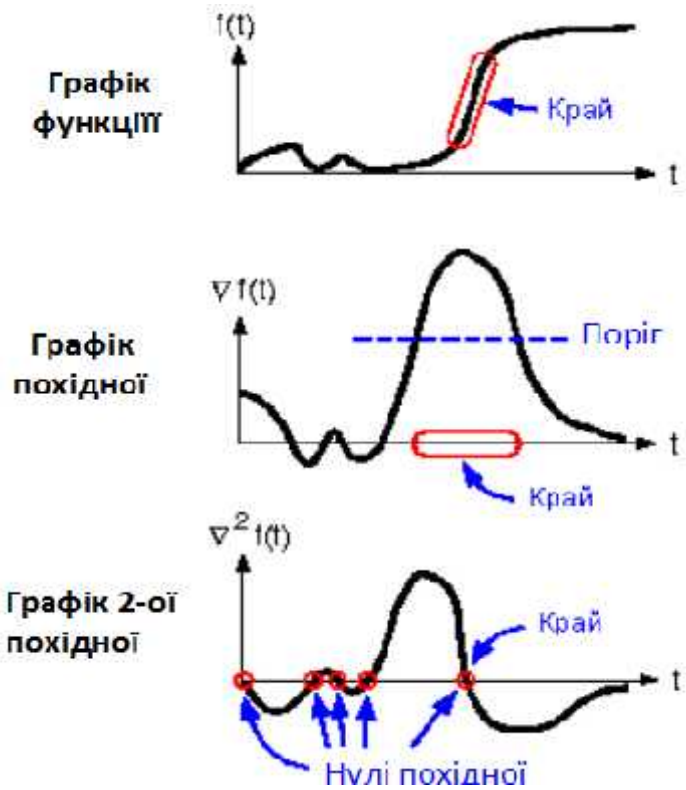
$(\ . \ 3.5.2).$

,
,

$C_{k_1,k_2}, \{k_1,k_2 \mid f(k_1,k_2)\}$

$(\ . \ 3.5.2).$

$f(\ . \ . \ 3.5.2).$



. . 3.5.2.

.

$$\nabla f(x,y)=\left(\frac{\partial f}{\partial x}(x,y),\frac{\partial f}{\partial y}(x,y)\right). \tag{.3.5.3}$$

.3.5.2.

:

• ,

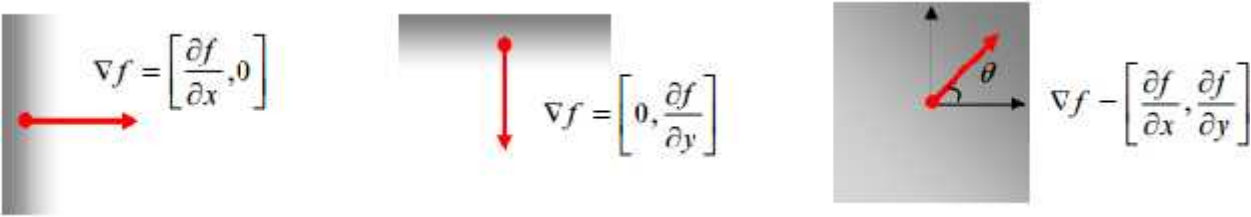
• ,

,

« »

.

(. . 3.5.3)



. . 3.5.3.

,

:

$$\theta=\arctan\left(\frac{\partial f}{\partial y}/\frac{\partial f}{\partial x}\right). \tag{.3.5.4}$$

« » - :

$$|\nabla f(x,y)|=\sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}(x,y)\right)^2+\left(\frac{\partial f}{\partial y}(x,y)\right)^2}. \tag{.3.5.5}$$

:

$$|\nabla f(x,y)|\approx\left|\frac{\partial f}{\partial x}(x,y)\right|+\left|\frac{\partial f}{\partial y}(x,y)\right|. \tag{.3.5.6}$$

До цього класу методів відносять: оператор Робертсона, оператор Собеля, оператор Щарри, оператор Прьюїтт, метод виділення меж Кенні, метод Ротуелла, метод Лапласа, метод Кірша, статистичний метод.

Методи, засновані на пошуку нулів, складаються в пошуку перетину осі абсцис і виразу другої похідної.

Похідні можуть бути пораховані методом диференціального виділення меж. Для цього в кожній точці зображення вводиться локальна система координат (u, v) , де v - напрямок паралельний градієнту. Передбачається, що зображення було згладжено фільтром Гаусса, і масштабну виставу $f(x, y; t)$ було визначено на масштабі t . Величина градієнта масштабного виразу, яке дорівнює першій похідній у напрямку f_v в v -напрямку, буде мати першу похідну в v -напрямку, рівну нулю

$$\partial_v(f_v) = 0, \quad (\text{Д. 3.5.7})$$

в той час як друга похідна в v -напрямку від f_v повинна бути негативною, так як нас цікавлять тільки максимуми, тобто

$$\partial_{vv}(f_v) \leq 0. \quad (\text{Д. 3.5.8})$$

Записане в якості явного вираження від локальних приватних похідних, дане визначення краю може бути виражено як нульові лінії диференціального інваріанту

$$f_v^2 f_{vv} = f_x^2 f_{xx} + 2f_x f_y f_{xy} + f_y^2 f_{yy} = 0, \quad (\text{Д. 3.5.9})$$

який задовольняє наступну умову:

$$f_v^3 f_{vvv} = f_x^3 f_{xxx} + 3f_x^2 f_y f_{xxy} + 3f_y^2 f_x f_{xyy} + f_y^3 f_{yyy} \leq 0, \quad (\text{Д. 3.5.10})$$

де $f_x, f_y \dots f_{yyy}$ позначають приватні похідні, пораховані на масштабному поданні f , отриманому за допомогою фільтрації вихідного зображення фільтром Гаусса.

В даному випадку межі будуть автоматично представляти собою безперервні криві з пікельною точністю. До отриманих меж може бути додатково застосовано виділення за допомогою порогів з запізненням.

$$\begin{aligned} & , \\ & , \\ & f \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} f_{xx}(x,y) &= f(x-1,y)-2f(x,y)+f(x+1,y), \\ f_{xy}(x,y) &= \frac{f(x-1,y-1)-f(x-1,y+1)-f(x+1,y-1)+f(x+1,y+1)}{4}, \\ f_{yy}(x,y) &= f(x,y-1)-2f(x,y)+f(x,y+1), \end{aligned}$$

:

$$f_{xx}=\begin{bmatrix}1&-2&1\end{bmatrix}\times f,\quad f_{yy}=\begin{bmatrix}1\\-2\\1\end{bmatrix}\times f,\quad f_{xy}=\begin{bmatrix}-\frac{1}{4}&0&\frac{1}{4}\\0&0&0\\\frac{1}{4}&0&-\frac{1}{4}\end{bmatrix}\times f.(\quad.3.5.11)$$

.

$$,\quad ,\quad .$$

,

.

,

$$(\quad. \quad.3.5.4).$$

.

$$2\times2,$$

.

[8]:

$$C_y=\begin{pmatrix}+1&0\\0&-1\end{pmatrix},\quad C_x=\begin{pmatrix}0&+1\\-1&0\end{pmatrix}.(\quad.3.5.12)$$

:



... 3.5.4. ... : -

; -

,

.

.

$$3 \times 3,$$

... :

$$C_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \quad C_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \tag{... 3.5.14}$$

x « », y - « ».

.

(... 3.5.5).

Prewitt)

:

$$C_y = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad C_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

(. 3.5.15)

(. . 3.5.7).



. . 3.5.7.

: -

; -

.

,

:

•

(

/)

);

•

(

);

•

.

,

[4].

,

Non-Maximum Suppression

(

-

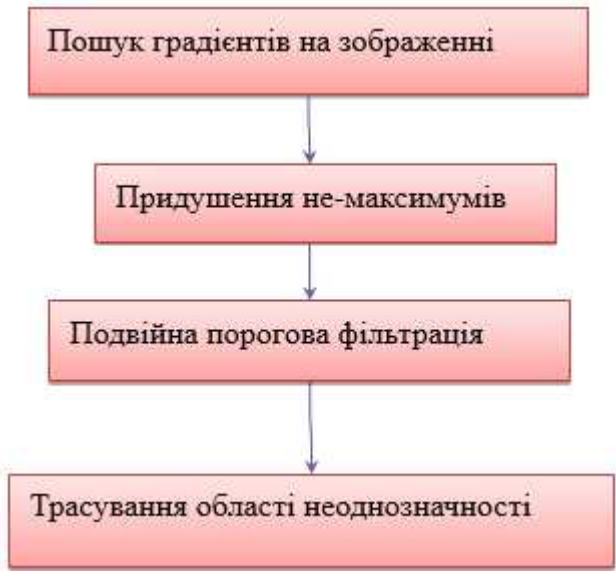
),

,

,

.

. . 3.5.8.



3.5.8. « »

,

(3.5.5) (3.5.7).

,

,

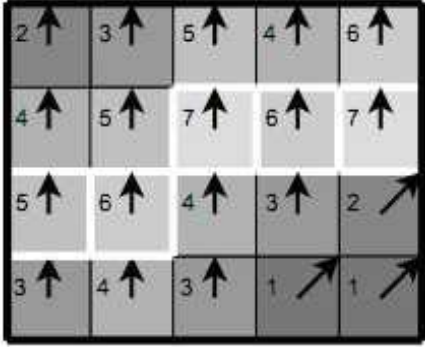
45 °.

3.5.9.

« »,

.

, — .



3.5.9. « »

[5].

. . 3.5.11.



. . 3.5.11. « »

$$3 \times 3.$$

:

$$\frac{\partial^2 f(x_1,x_2)}{\partial x_1^2} \approx f(n_1+1,n_2)-2f(n_1,n_2)+f(n_1-1,n_2), \tag{. 3.5.17}$$

$$\frac{\partial^2 f(x_1,x_2)}{\partial x_2^2} \approx f(n_1,n_2+1)-2f(n_1,n_2)+f(n_1,n_2-1).$$

:

$$C=\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}. \tag{. 3.5.18}$$

. . 3.5.13.



. . 3.5.13.

: -

; -

$$3 \times 3 \qquad \qquad \qquad :$$

$$\begin{pmatrix} A_0 & A_1 & A_2 \\ A_7 & F & A_3 \\ A_6 & A_5 & A_4 \end{pmatrix}. \tag{. 3.5.19}$$

$S_i \quad T_i, \quad i \quad 0$

7, , «(+)» 8:

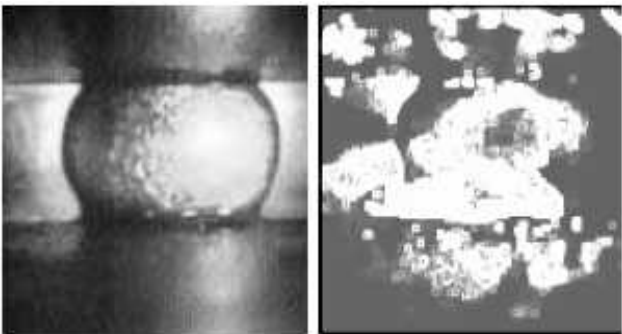
$S_i = A_i + A_{i(+1)} + A_{i(+2)},$

$T_i = A_{i(+3)} + A_{i(+4)} + A_{i(+5)} + A_{i(+6)} + A_{i(+7)}.$

$|5 * S_i - 3 * T_i| \quad i$

0 7 (. . 3.5.14).

$F' = \max_{i=0..7} \max_{i=0..7} |5S_i - 3T_i|.$



. . 3.5.14. : -

; -

•

- , .

:

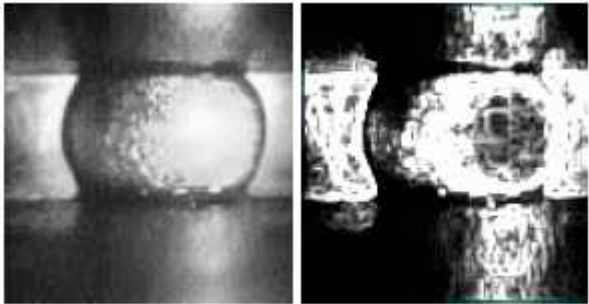
$\mu = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N F(i, j).$ (. 3.5.20)

:

$\sigma = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - \mu)^2}.$ (. 3.5.21)

$: F'(i, j) = F(i, j).$

. . 3.5.15.



. 3.5.15. :
— ; —

. 3.5.3.

(. 3.5.1).

.3.5.1

			()
		,	
			,
	- -		,

， ，

-

· · · · · ,

.3.6.

· · · · · ,

3.4.5,

· · · · · ,

.3.6.1.

- · · · · · :
- · · · · · ;
- (· · · · ·).

· · · · · :

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix},$$

(.3.6.21)

— · · · · ·

—

·

,

,

,

·

,

,

,

,

,

«

».

,

,

.

,

.

.

.3.6.2. -

—

« » .

[5]. , , .

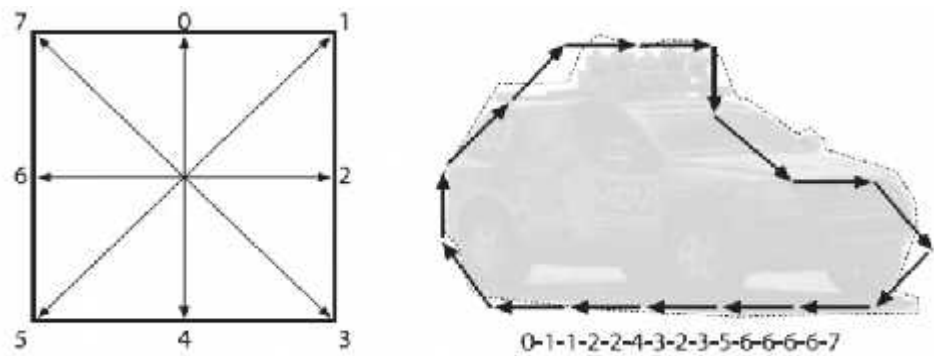
() — , ,

« » .

() — .

1. : , .
2. 0 7- .


(. .3.6.1) .



. .3.6.1. : — ;

3.

4.
(. . 3.6.2).

$-1,1$	$0,1$	$1,1$
$-1,0$		$1,0$
$-1,-1$	$0,-1$	$1,-1$

. . 3.6.2.

5.

6.

7.

8.

0.

().

(. . 3.6.3).

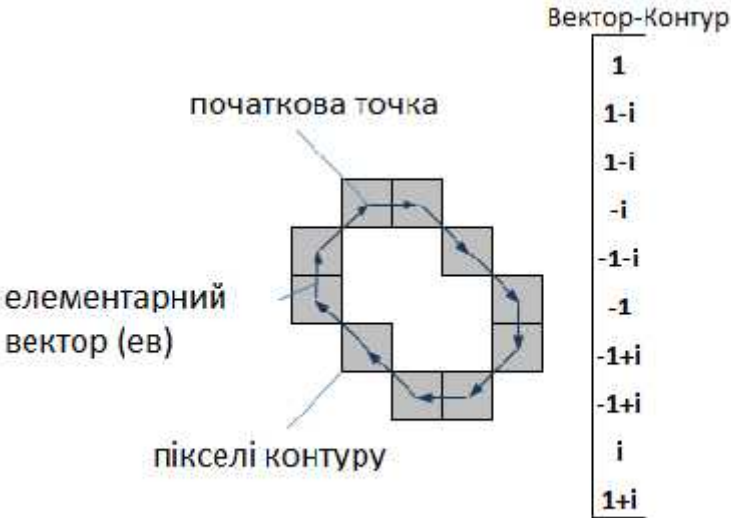
k

$$\Gamma = (\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_{k-1}).$$

(. 3.6.1)

-

.



. . 3.6.3.

.3.6.3.

-

.

1.
- .
-
- ,
-
- .
2.
-
- .
- ,
- .
3.
- .
4.
- .
- ,
- ,
- ,
- ,
- .
5.
- .

N

:

$$\eta=(\Gamma,N)=\sum_{n=0}^{k-1}(\gamma_n,v_n). \tag{.3.6.2}$$

$$k- \qquad \qquad \qquad ; \quad n- n- \qquad \qquad \qquad ; \quad n- n-$$

$$N; (\, _n, \, _n) - \qquad \qquad \qquad ,$$

:

$$(a+ib,c+id)=(a+ib)(c-id)=ac+bd+i(bc-ad) \, .$$

$$\cdot \qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad \cdot \qquad \qquad \qquad - \qquad \qquad \qquad ,$$

$$\cdot \qquad \qquad \qquad \cdot \qquad \qquad \qquad .$$

$$- \qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad \ll \qquad \qquad \qquad \gg$$

.

$$(\quad)$$

$$\eta=\frac{(\Gamma,N)}{|\Gamma||N|}. \tag{.3.6.3}$$

$$| \, | \, \quad |N| - \qquad \qquad \qquad (\quad) \qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad :$$

$$|\Gamma|=\sqrt{\sum_{n=0}^{k-1}(\gamma_n)^2}. \tag{.3.6.4}$$

$$\qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad (\quad)$$

$$\qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad (\quad) - \qquad \qquad \qquad \cdot \qquad \qquad \qquad -$$

$$\mu N \qquad \qquad \qquad N, \qquad \qquad \qquad \cdot$$

$$\mu.$$

$$\qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad \qquad - \qquad \qquad \qquad ,$$

$$N,$$

.

,

 ,

 ,

 = 1,

 90 °,

 = 0 + i,

 180 °

 = - 1.

 ,

 .

 ,

 ,









 (. . 3.6.4).

 ,

 .

 (atan (b / a)) -

 .

Исд		ПР(исд)=cos(α)	-сд
	× 	1	1
	× 	i	1
	× 	-1	1
	× 	-i	1

. . 3.6.4.

,

 -

 .

 ,

 ,

 ,

 .

 $\Gamma = \mu_{_?}$
 (. 3.6.5)

 ()
 :

 $\tau(m)=(\Gamma,N^{(m)}), \quad m=0,..,k-1$
 (. 3.6.6)

3.7

() –

.

,

,

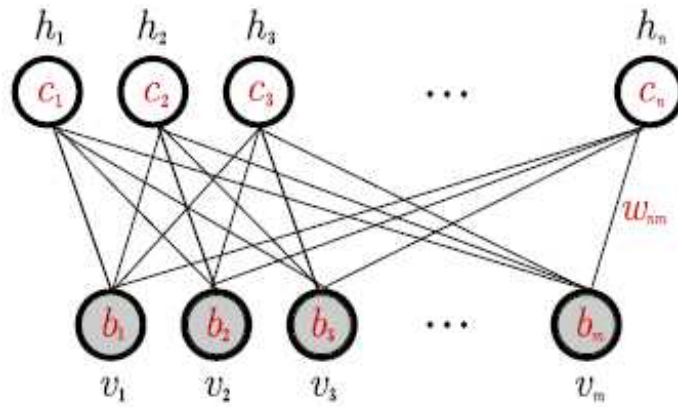
[1 – 3].

3.7.1.

v_i

,

h_i –



3.7.1.

,

«0»

«1».

–

.

$$E(v, h) = -b^T v - c^T h - h^T W v,$$

h –

, v –

, c –

, b –

, W –

.

,

$$E(v, h) = - \sum_{i \in vis} b_i v_i - \sum_{j \in hid} c_j h_j - \sum v_i h_j w_{ij}.$$

$$(v, h)$$

$$p(v, h) = \frac{1}{Z} \exp(-E(v, h)),$$

$$Z = \sum_{v \in V} \sum_{h \in H} \exp(-E(v, h)).$$

$$Z = \sum_i \sum_j e^{-E(v_i, h_j)}. \tag{3.7.1}$$

$$p(v) = \sum_j p(v, h_j) = \frac{1}{Z} \sum_j e^{-E(v, h_j)}.$$

$$p(v) = \sum_j p(v, h_j) = \frac{1}{Z} \sum_j e^{-E(v, h_j)}.$$

$$h_k = 1.$$

$$\llbracket 1 \rrbracket \quad E1, \quad \llbracket 0 \rrbracket \quad E0, \quad \llbracket 1 \rrbracket$$

$$P(h_k = 1 | v) = \frac{e^{-E_1}}{e^{-E_1} + e^{-E_0}} = \frac{1}{1 + e^{E_1 - E_0}} = \frac{1}{1 + e^{-b - \sum_i v_i w_{ik}}} = \text{sigm}\left(-b - \sum_i v_i w_{ik}\right)$$

$$\tag{3.7.2}$$

$$P(h | v) = \prod_j P(h_j | v).$$

$$v,$$

$$P(v | h) = \prod_i P(v_i | h).$$

$$\tag{3.7.2}$$

$$\tag{3.7.1}$$

,
 ,
 , $v \in R, \quad h \in \{0,1\},$ v ,
 – :

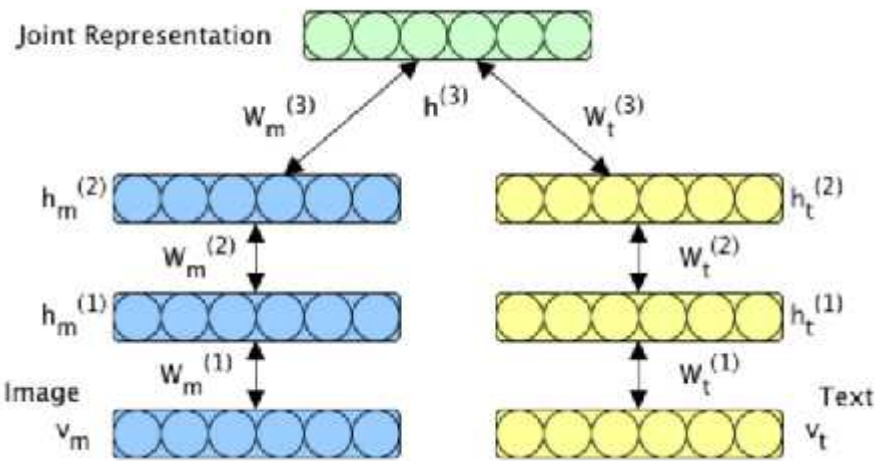
$$E(v,h)=\sum_{i \in vis} \frac{v_i-b_i}{2\sigma_i^2}-\sum_{j \in hid} c_jh_j-\sum_{i,j} \frac{v_i}{\sigma_i}h_jw_{ij},$$
 (.3.7.3)

σ – ; σ^2 – .
 ,

Softmax (4683). v_k ,
 k , K .
 :

$$E(v,h)=-\sum_{k \in vis} b_kv_k-M\sum_{j \in hid} c_jh_j-\sum_k \sum_j v_kh_jw_{kj},$$
 (.3.7.4)

$M=\sum_k v_k$ – .
(multimodal) ,
 ,
 ,
 . 3.7.2.



. 3.7.2.

$$E(v, h) = -v^T W^{(1)} h^{(1)} - h^{(1)T} W^{(2)} h^{(2)}. \quad (.3.7.5)$$

—

,

,

$$p(v).$$

:

$$\frac{\partial E(v, h)}{\partial a_i} = -v_i; \quad \frac{\partial E(v, h)}{\partial a_i} = -v_i; \quad \frac{\partial E(v, h)}{\partial b_i} = -h_i.$$

.

$$\frac{\partial e^{-E(v, h)}}{\partial w_{ij}} = e^{-E(v, h)} \frac{\partial (-E(v, h))}{\partial w_{ij}} = v_i h_i e^{-E(v, h)};$$

$$\frac{\partial e^{-E(v, h)}}{\partial a_{ij}} = v_i e^{-E(v, h)}; \quad \frac{\partial e^{-E(v, h)}}{\partial b_{ij}} = h_j e^{-E(v, h)}.$$

Z:

$$\frac{\partial Z}{\partial w_{ij}} = \sum_r^N \sum_t^M \frac{\partial e^{-E(v^{(r)}, h^{(t)})}}{\partial w_{ij}} = \sum_r^N \sum_t^M v_i^{(r)} h_j^{(t)} e^{-E(v^{(r)}, h^{(t)})};$$

$$\frac{\partial Z}{\partial a_i} = \sum_r^N \sum_t^M v_i^{(r)} e^{-E(v^{(r)}, h^{(t)})}; \quad \frac{\partial Z}{\partial b_i} = \sum_r^N \sum_t^M h_j^{(t)} e^{-E(v^{(r)}, h^{(t)})}.$$

$$p(v)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial P(v^{(k)})}{\partial w_{ij}} = \frac{1}{Z^2} & \left[\left(\sum_t^M v_i^{(k)} h_j^{(t)} e^{-E(v^{(k)}, h^{(t)})} \right) \right. \\ & \left. - \left(\sum_t^M e^{-E(v^{(k)}, h^{(t)})} \right) \left(\sum_r^N \sum_t^M \right) v_i^{(k)} h_j^{(t)} e^{-E(v^{(r)}, h^{(t)})} \right]. \end{aligned}$$

,

:

$$\frac{\partial \ln P(v^{(k)})}{\partial w_{ij}} = \sum_t^M v_i^{(k)} h_j^{(t)} P(h^{(t)}|v^{(k)}) - \sum_r^N \sum_t^M v_i^{(r)} h_j^{(t)} P(h^{(t)}, v^{(k)}).$$

$$\frac{\partial \ln P(v^{(k)})}{\partial w_{ij}} = M \Big[v_i^{(k)} h_j \Big]_{\text{data}} - M \Big[v_i h_j \Big]_{\text{model}}.$$

(3.7.5).

$$v_i^{(k)}$$

$$M \Big[v_i^{(k)} h_j \Big]_{\text{data}} \approx \frac{\partial E(v_i^{(k)} h_j)}{\partial w_{ij}}, \qquad M \Big[\bar{v}_i \bar{h}_j \Big]_{\text{model}} \approx \frac{\partial E(\bar{v}_i \bar{h}_j)}{\partial w_{ij}}.$$

$$(\bar{v}_i \bar{h}_j)$$

$$p(x_1,...,x_d) \qquad d$$

$$d \qquad t$$

$$X = \{x_i^t\}.$$

$$1. \qquad i:(1\leq i\leq d).$$

$$2. \quad x_i^{t+1} \qquad p\Big(x_i\Big|x_i^t,...,x_{i-1}^t,x_{i+1}^t,...,x_d^t\Big),$$

$$: \; x_j^{t+1} = x_j^t \; (j \neq i).$$

$$x_i$$

$$v_i \quad h_j.$$

, ,

. .

1) v_0 .

2) ,

«1»:

$$p(h_j=1|v)=\sigma\left(\sum_{i=1}^mw_{ij}\cdot v_i+b_i\right), \tag{.3.7.6}$$

b_i- , $-$

$$\sigma=\frac{1}{1+e^{-x}}. \tag{.3.7.7}$$

3) (0.9, 90% «1», 10% – «0»)

4) ,

«1»:

$$p(v_i=1|h)=\sigma\left(\sum_{j=1}^mw_{ij}\cdot h_j+c_j\right), \tag{.3.7.8}$$

c_j- , $-$ (.3.7.7)

5)

6) 2, k

7) .

:

1)

2) ,

(0) .

3) $\log(p_i/1-p_i)$

4) «0».

:

$$1) \qquad \qquad \qquad , \qquad \qquad w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)+r\left(v_i(0)h_j(0)-v_i(k)h_j(k)\right)$$

$$2) \qquad \qquad \qquad c^v(t+1)=c^v_i(t)+r\left(v_i(0)-v_i(k)\right)$$

$$3) \qquad \qquad \qquad c^h(t+1)=c^h_j(t)+\alpha(h_j(0)-h_j(k))$$

r −

:

Cd-k .

. ,

$$(\quad .3.7.3) \qquad \qquad \qquad h = 1$$

.

$$P\big(h_k=1|v\big)=\frac{1}{1+e^{\frac{-b}{2\sigma^2}-\sum_i\frac{v_i}{\sigma^2}w_{ij}}}, \qquad M\Big[\bar{v}_i\,\bar{h}_j\Big]_{\text{model}}\approx\frac{\partial E(\bar{v}_i\bar{h}_j)}{\partial w_{ij}}=\frac{\bar{v}_i}{\dagger}\bar{h}_j$$

.3.7.4.

,

.

,

.

$$(\quad .3.7.5)$$

Cd-k .

,

.

1. Hinton G. E., Vinod Nair. Rectrified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines. 2011. – pp. 56–66.
2. Hinton, G. E. “Reducing the dimensionality of data with neural networks” / G. E. Hinton, and R. R.Salakhutdinov. // Science. – 28 July 2006. – Vol. 313. – No. 5786. – pp. 504–507.
3. Hinton, G. E. A practical guide to training restricted Boltzmann machines. (Tech. Rep. 2010-000). Toronto: Machine Learning Group, University of Toronto. 2010. – pp.160–169.
4. Katkovnik, V. “Spatially adaptive support as a leading model selection tool for image filtering” / V. Katkovnik, A. Foi, K. Dabov, and K. Egiazarian // Proc. First Workshop Inf. Th. Methods Sci. Eng., WITMSE, Tampere, August 2008. – pp. 365–457.
5. . / . , . . –
 .: , 2005. – 635 c.
6. . . / . .
 , . . , . . // .: « », 2013. – 236 c.
7. . . /
 . . . – : , 2003. – 698 c.
8. . . :
 . / . . , . . . – : , 2008. – 192 .

.4.1

. () , .

[10, 11].

.4.1.1

$\boldsymbol{x} = \{x_t\}, t = 1, \ldots, T$, x –

, , - , f_t ,

$\varepsilon_t : y_t = h(f_t, \varepsilon_t)$.

, $h(x, y)$

$h(x, y) = x + y$, $h(x, y) = x y$
2 .

1. ε_t , x ,

2. , \overline{x} , , .

(
() ,
10%).

.
.4.1.2

,
.
,
.

(
) [11].
.4.1.3

, « »
.

1. $x_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x},$ x_i, x_i –
; \bar{x} – ; σ_x – .

2. $x_i = (x_i - x) / x.$

3. $x_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$ x_{\min}, x_{\max} –
.

.4.1.4

– : ,
 , Tukey 53H.

[22] ,
 $y_t, (t=1 \dots n)$ $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$
: $y_t = C + \varepsilon_t$,

$C = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p y_{t-i}$, p – ,
« »; ε_t – .

,
 .
 , « »
:

$y_t = C + \varepsilon_t$; $C = \frac{\sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i}}{\sum_{i=1}^p \alpha_i}$,
 α_i – .

[22] – ,
 . – .
(); ,
 , .

Tukey 53H

Tukey 53H [22]

« »

- 1. $x_i^{(1)}$ 5 x_{i-2} x_{i+2} .
 - 2. $x_i^{(2)}$ 3 $x_{i-1}^{(1)}$ $x_{i+1}^{(1)}$.
 - 3. $x_i^{(3)} = 1 / 4 (x_{(i-1)}^{(2)} + 2x_i^{(2)} + x_{(i+1)}^{(2)})$.
 - 4. $\Delta_i = |x_i - x_i^{(3)}|$, x_i
- , $\Delta_i > k$, $\sigma - x_i$;
 $k -$, $k = 3 \dots 9$.

.4.1.5

[12],

[3],

1) ,
- (,
')

,
.

,
,

, (,
).

.

.4. 2

.4. 2.1

[21]

t , z_i ,

() - .

, ,

$x = \{x_t\}, t = 1, \dots, T,$ $x = f(t).$

$x = b_0 + b_1t + b_2t^2 + \dots + b_nt^n,$

[17]. ,

$t_{T+T_V},$

.

$Z = \{z_{ik}\}; i = 1, \dots, N; k = 1, \dots, K,$ $x = \{x_k\}, \quad N -$

; K - (

$[z_{1k}, \dots, z_{Nk}]^T$).

$x = f(z_1, \dots, z_N).$,

лінійна регресія $x = b_0 + b_1 z_1 + b_2 z_2 + \dots + b_N z_N$, де коефіцієнти знаходяться аналогічно. Для прогнозування значення $x(z_1, \dots, z_N)$ при деяких певних значеннях незалежних змінних z_1, \dots, z_N потрібно підставити ці значення в рівняння регресії.

Згідно з теоремою Гаусса–Маркова, якщо виконується певний набір умов, то оцінки параметрів лінійної моделі, отримані за допомогою методу найменших квадратів, будуть ефективні (тобто володіти найменшою дисперсією) в класі незміщене оцінок (тобто таких оцінок, математичне очікування яких одно істинним значенням параметрів). Розглянемо п'ять умов, необхідних для отримання ефективних оцінок при використанні методу найменших квадратів:

Перша умова: правильно задана модель, тобто справжня залежність між вхідними і вихідний змінними дійсно лінійна, помилка впливає на вихід моделі по аддитивному закону і відсутня недовизначеність (упущені важливі чинники) або перевизначених (враховані непотрібні фактори).

Друга умова: всі вхідні змінні детерміновані і не всі рівні між собою.

Третя умова: помилки не носять систематичного характеру. Випадковий член може бути іноді позитивним, іноді негативним, але він не повинен мати систематичного зсуву ні в якому з двох можливих напрямків. Якщо рівняння регресії включає постійний член, то ця умова найчастіше виконується автоматично, так як постійний член відображає будь-яку систематичну, але постійну складову вихідної змінної, якій не враховують пояснюючі змінні, включені в рівняння регресії.

Четверта умова: дисперсія помилок однакова. Однаковість дисперсії помилок також прийнято називати гомоскедастичність. Не повинно бути апріорної причини для того, щоб випадковий член породжував велику помилку в одних спостереженнях, ніж в інших. Оскільки $E(\varepsilon_i) = 0 \forall i$ і теоретична дисперсія відхилень ε_i дорівнює $E(\varepsilon_i^2)$, то ця умова можна записати так: $E(\varepsilon_i^2) = \sigma_\varepsilon^2 \forall i$. Одне із завдань регресійного аналізу полягає в

.
 ,
 ,
 (
 - [6, 13, 14, 15]).
 , : ε_i ε_j $i \neq j$.
 ,
 - .
 ,
 , (
 ,).
 $\sigma_{\varepsilon_i, \varepsilon_j}$, :

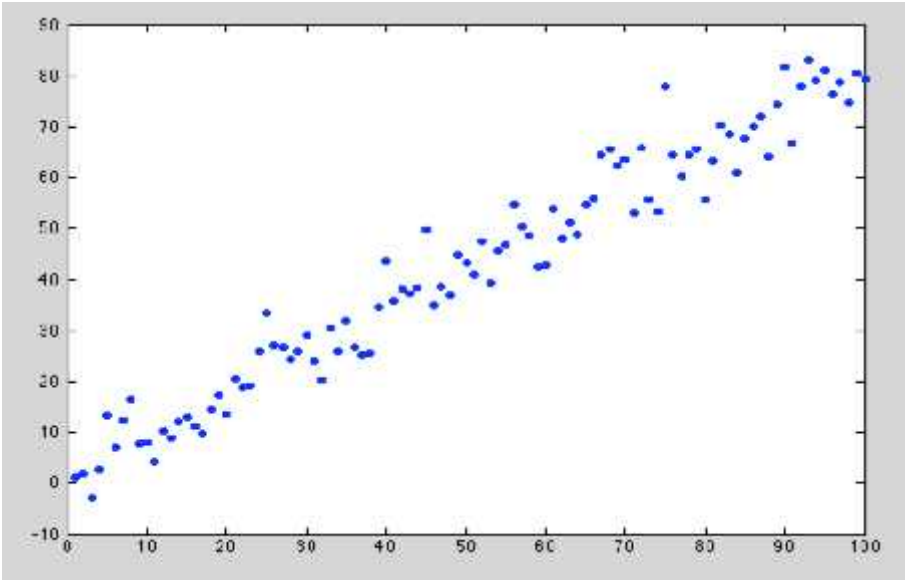
$$\sigma_{\varepsilon_i, \varepsilon_j} = E\left\{\left[\varepsilon_i - E\left(\varepsilon_i\right)\right]\left[\varepsilon_j - E\left(\varepsilon_j\right)\right]\right\} = E\left(\varepsilon_i \varepsilon_j\right) - E\left(\varepsilon_i\right) E\left(\varepsilon_j\right) = 0.$$

. ,
 , .
 ,
 .
 (
),
 .

—
 —

1. ε_i , $i = 1, 2, \dots, 100$, $E(\varepsilon) = 0, \sigma(\varepsilon) = 5$.

4. 1.



4.1.

2. $y_1 = a_{11}x + a_{10}$, $y_2 = a_{23}x^3 + a_{22}x^2 + a_{21}x + a_{20}$.

3. $a_{11} = 0.8, a_{10} = 2.0039$, $a_{23} = -0.00001, a_{22} = 0.0000, a_{21} = 0.7985, a_{20} = 2.0211$.

4. $a_{11} = 0.8, a_{10} = 2.0039$, $a_{23} = -0.00001, a_{22} = 0.0000, a_{21} = 0.7985, a_{20} = 2.0211$.

,
2 ,
y₁ ()
).

.4.2.2 ARIMA

– (–
, . Autoregressive Integrated Moving Average) [11] –
,
. ARMA
(Autoregressive Moving Average) [11],

(–
). ARIMA(p, d, q) , d
ARIMA(p, q).
ARIMA(p, q), $p \quad q -$,
, $\{x_t\}$:

$$x_t = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i},$$

$c -$; $\{\varepsilon_t\} -$,
(,),
, $\alpha_1, \dots, \alpha_p \quad \beta_1, \dots, \beta_q -$,
, .

ARIMA(p, d, q) X_t
:

$$\Delta^d X_t = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta^d X_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t,$$

$\varepsilon_t -$; $c, a_i, b_j -$; $\Delta^d -$
 $d (\quad d$

— , . .)

ARIMA($p + d, q$) — d

. $d = 0$ ARMA- .

ARIMA- -

(DS- , difference stationary).

X_t k (

$X_t \sim I(k)$), k , $\Delta^d X_t$,

(

) (TS-

, trend stationary). $I(0)$ — .

d

ARIMA(p, d, q). ARMA

(p q),

.

,

.

,

[11].

.4. 2.3

() [14] —

.

,

.

[6, 12].

1. Дано дані спостережень: \vec{X}, y . Необхідно побудувати найкращу в певному сенсі модель $Y(x_1, \dots, x_n)$.

2. Важливим етапом МГУА є розбиття вихідної вибірки на дві (в деяких випадках три) підвибірки: навчальну і перевіірочну (іноді ще виділяють екзаменаційну вибірку). Навчальна вибірка буде надалі використовуватися для знаходження параметрів моделей, що перебираються, а перевіірочна – для перевірки їх придатності і відбору найкращих моделей (при наявності екзаменаційної вибірки на ній буде перевірятися остаточна модель). Існує кілька основних способів поділу даних на перевіірочну і навчальну вибірки:

- в навчальну вибірку відбираються перші $n \times k$ прикладів, де n – загальна кількість прикладів; k – коефіцієнт що налаштовується (в перевіірочну вибірку – залишилися останні приклади);

- всі приклади ранжуються по дисперсії, і в навчальну вибірку відбираються $n \times k$ вузлів з найбільшою дисперсією, а в перевіірочну – решта вузлів.

- вузли відбираються в перевіірочну і навчальну вибірку через один. У загальному випадку, то, яким чином вихідна вибірка розбивається на підвибірки, може значно вплинути на прогнозуючі якості майбутньої моделі.

1. Вибирається загальний вигляд моделей, що перебираються, так звані опорні функції. Часто використовується поліном Колмогорова–Габора:

$$Y(x_1, \dots, x_n) = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots$$

2. Використовуючи опорні функції, будуються різні варіанти моделей для деяких або всіх аргументів. Наприклад, будуються поліноми з однією змінною, поліноми з різними парами змінних, поліноми з різними трійками змінних, тощо, поліном з усіма змінними. Для кожної моделі визначаються її коефіцієнти методом регресійного аналізу [6, 12].

3. .

,

, Y .

4. « »

, . ,

3- $(x_1,...,x_n)$

(2-).

[15].

$N-1$,

$N -$.

.

.

()

$$y=f\left(x_1,...,x_n\right),$$

,

.

:

$$Y=A_0z_0+A_1z_1+...+A_mz_m,$$

—

,

:

$$A_i=(\alpha \quad ,C \quad),$$

α — ; C — .

$Y -$

,

:

—

$$\alpha_y=\sum_{i=0}^m\alpha_iz_i=\alpha^Tz;$$

—

$$C_y=\sum_{i=0}^mC_i|z_i|=C^T|z|.$$

Наприклад, для часткового опису виду

$$f(x_i, x_j) = A_0 + A_1 x_i + A_2 x_j + A_3 x_i x_j + A_4 x_i^2 + A_5 x_j^2;$$

маємо

$$z_0 = 1, \quad z_1 = x_i, \quad z_2 = x_j, \quad z_3 = x_i x_j, \quad z_4 = x_i^2, \quad z_5 = x_j^2.$$

Для того, щоб інтервальна модель була коректна, необхідно, щоб дійсне значення залежної величини навчальної вибірки належало інтервалу, який визначається формулами:

$$\begin{cases} a^T z - C^T |z| \leq Y, \\ a^T z + C^T |z| \geq Y. \end{cases}$$

Залежно від виду нечіткого числа A_i завдання оцінки параметрів лінійної інтервального моделі ставиться по-різному. Як приклад розглянемо нечітке число з трикутної функцією належності і побудуємо для нього відповідну модель.

Д.4.2.4 Нечіткий логічний висновок

Використовуваний для вирішення завдання прогнозування механізм нечітких висновків [18] у своїй основі має базу знань, що формується фахівцями предметної області у вигляді сукупності нечітких предикатних правил вигляду:

$$\Pi_1 : \text{якщо } x \in A_1, \text{ то } y \in B_1,$$

$$\Pi_2 : \text{якщо } x \in A_2, \text{ то } y \in B_2,$$

...

$$\Pi_n : \text{якщо } x \in A_n, \text{ то } y \in B_n,$$

де x – вхідна змінна (ім'я для відомих значень даних); y – змінна виводу (ім'я для значення даних, яке буде обчислено); A та B – функції належності, визначені відповідно на x та y .

Пояснимо більш детально. Знання експерта $A \rightarrow B$ відображає нечітке причинне відношення передумови і висновку, тому його можна назвати нечітким відношенням і позначити як

$$R = A \rightarrow B,$$

« \rightarrow » —

R

$X \times Y$ X Y .

(A) B

A A B

«modus ponens»

$$B' = A' \bullet R = A' \bullet (A \rightarrow B),$$

« \bullet » —

,

- (A

), -

.

1. (A , fuzzification).

,

.

2. .

.

,

.

min (A) prod

(A).

« \rightarrow » ,

(A « \rightarrow »).

.

3. . ,

(A), ,

,

$$\max \left(\begin{array}{c} \text{ } \end{array} \right) \quad \text{sum} \left(\begin{array}{c} \text{ } \end{array} \right).$$
$$(\quad \ll \quad \gg).$$

4. (, defuzzification).

.4.2.5

() [20]

[10].

[10].

[10].

•

,

,
 .

(,
) [15].

[10, 24, 25]

,
 .
 , , ,

[2, 10],

« »

.
 ,

,
 ,
 [10]

$$x(k)=F\big(x(k-1),x(k-2),\ldots,x(k-n_A)\big)+e(k)=\hat{x}(k)+e(k)$$

$\hat{x}(k)$ – () $x(k)$,
 (NAR) ,

$e(k)$ – .

NAR-

[8, 10, 19],

$e(k)$,

.
 NAR-

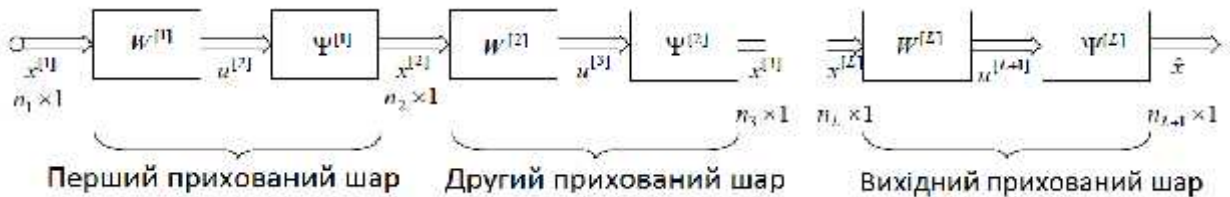
,
 ()
 .

. 4.2.2,

. 4.3. –

l – , l

$= 1, 2, \dots, L$.



. 4.2. L –

$$n = n_1 = n_A = n_A^{[1]} -$$

$$x^{[1]},$$

$$z^{-1}(z^{-1}x(k) = x(k-1)),$$

$$x(k-1), x(k-2), \dots, x(k-n_A^{[1]}).$$

$$(n_2 \times 1) - x^{[2]},$$

. . l – ()

,

$$m = n_{L+1} - \hat{x}.$$

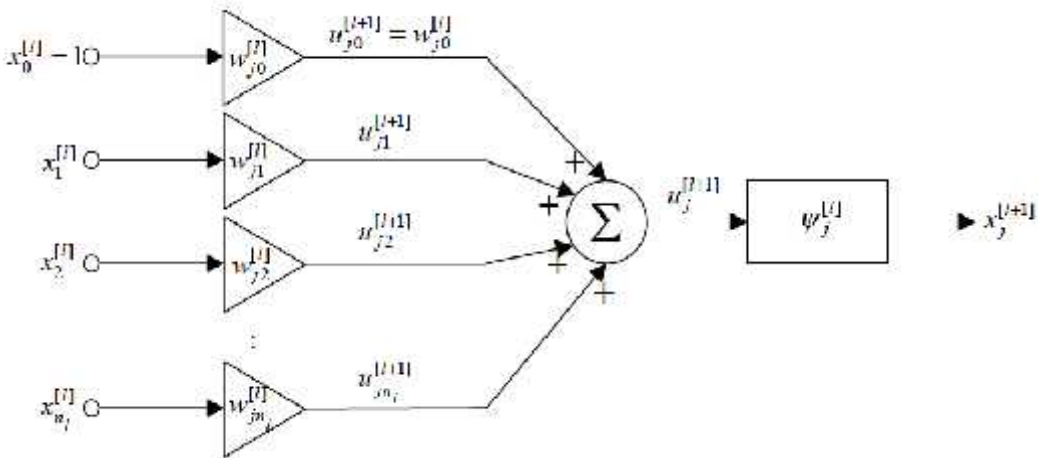
$$n_l$$

$$n_{l+1}$$

$$[n_{l+1} \times (n_l + 1)]$$

$$W^{[l]} \quad (n_{l+1} \times n_{l+1}) - \Psi^{[l]},$$

$$\psi_j^{[l]}, \quad j = 1, 2, \dots, n_{l+1}.$$



. 4.3.

«Будівельним блоком» такої мережі є стандартний статичний нейрон, який реалізує нелінійне відображення

$$x_j^{[l+1]} = \psi_j^{[l]}(u_j^{[l+1]}) = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n_l} u_{ji}^{[l+1]} \right) = \psi_j^{[l]} \left(\sum_{i=0}^{n_l} w_{ji}^{[l]} x_i^{[l]} \right),$$

$n_l + 1$ синаптичних ваг $w_{ji}^{[l]}$ якого підлягають уточненню в процесі навчання нейронної мережі.

Всього мережа містить $\sum_{l=1}^L (n_l + 1)n_{l+1}$ невідомих параметрів, які можна настроїти за допомогою процедури зворотного поширення помилок, і складається, по суті, з двох частин: статичної ШНМ, що відповідає за нелінійне відображення, і динамічної пам'яті на елементах затримки, що дозволяє сформувати на виході сигнал, який є функцією часу. Саме ці мережі відомі також як ШНМ з тимчасовими затримками отримали найбільш широке поширення в задачах прогнозування часових послідовностей самої різної природи.

Загальним недоліком прогнозуючих нейронних мереж на статичних нейронах є надзвичайно велике число налаштовуваних вагів і низька швидкість навчання, що, природно, викликає серйозні проблеми, особливо при роботі в реальному часі.

У зв'язку із цим було запропоновано [4, 10] в прогнозуючих нейронних мережах замість статичних нейронів використовувати їх динамічні аналоги, у яких синаптичні ваги утворені цифровими адаптивними нерекурсивними фільтрами з кінцевою імпульсною характеристикою (КІХ-фільтри, FIR-фільтри) так, як це показано на рис. Д.4.4.

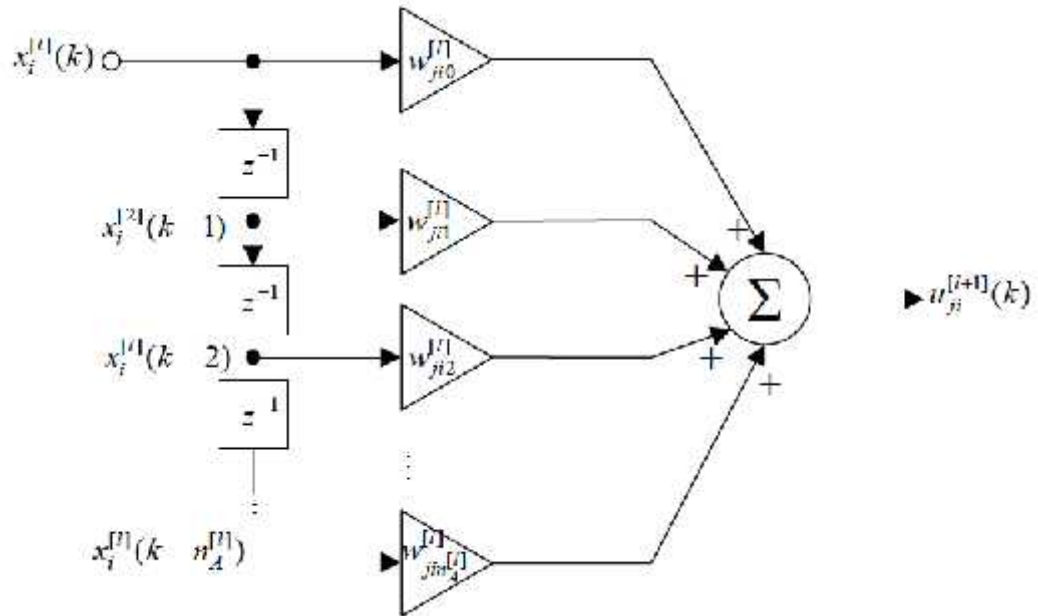
І хоча динамічний нейрон містить $n_l(n_A^{[l]} + 1) + 1$ параметрів, що перевищує кількість синаптичних вагів звичайного нейрона, мережа, побудована з таких вузлів, містить набагато менше параметрів, ніж стандартна архітектура на статичних нейронах з лініями затримки на вході. В роботі [10] було доведено, що в мережі на статичних нейронах з лініями затримки кількість параметрів зростає в геометричній залежності від n_A , в той

$$n_A \quad L,$$

.

,

(Temporal error backpropagation – TBP).



. 4.4. - -

:

,

,

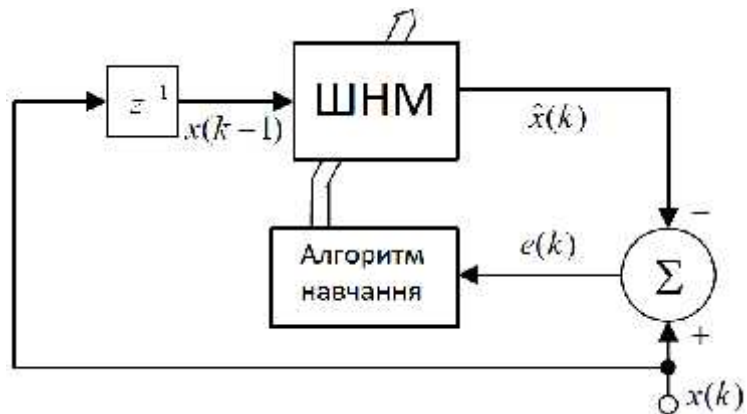
,

-

,

,

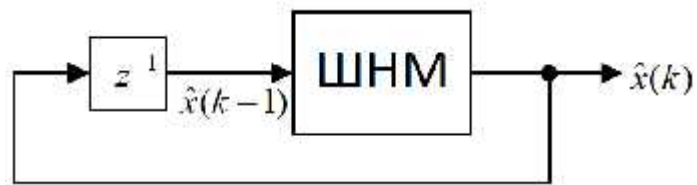
. 4.5.



. 4.5.

· ,
· ,
· , n_A ·
· .4.6,

· -
 z^{-1} ·



· .4.6.

· ,
- - ,
· ,
· ,

·

« - »

· ,
(-),

·

·

·

· - ().

·

$$\{x_1, x_2, \ldots, x_n, y\},$$

$x_i -$ $; y -$ $.$

.

,

$$E = 0,5(\quad - y)^2,$$

.

(

).,

,

, . ,

, . ,

$(a_i, \; b_i),$ $,$

. $a_i.$

,

—

.

.4.3

,

, ,

, « »

().

.

.4.3.1

—,

.

$w(t), \quad t \in \mathbf{R},$

,

:

$$\mu_w(t) = E\{w(t)\} = 0, \quad R_{ww}(t_1, t_2) = E\{w(t_1)w(t_2)\} = \sigma^2 \delta(t_1 - t_2),$$

тобто це випадковий процес з нульовим математичним очікуванням, має автокореляційну функцію, яка є дельта-функцією Дірака. Така автокореляційна функція передбачає таку спектральну щільність потужності $S_{ww}(w) = \sigma_w^2$, так як перетворення Фур'є дельта-функції дорівнює одиниці на всіх частотах. З огляду на те, що спектральна щільність потужності однакова на всіх частотах, білий шум і отримав свою назву (по аналогії з частотним спектром білого світла).

Більшість розроблених методів прогнозування і обробки часових рядів є оптимальними за умови, якщо перешкода, що впливає на чистий сигнал, є білим шумом (або деяким його підвидом, наприклад нормальним білим шумом [22]).

Д.4.3.2 Рожевий шум

Рожевий шум [22] або шум 1 / (іноді так званий флікер-шум) є сигналом або процесом з таким спектром частот, що спектральна щільність потужності (енергія або потужність на Гц) обернено пропорційна частоті сигналу. При рожевому шумі, кожна октава містить рівну кількість потужності шуму.

У науковій літературі термін рожевий шум іноді використовується трохи вільніше і може ставитися до будь-якого шуму зі спектральною щільністю потужності у вигляді $S(f)1/f^\alpha$, де f – частота і $0 < \alpha < 2$, з показником α зазвичай близько до 1. Ці схожі на рожеві шуми широко поширені в природі.

Через те, що потужність рожевого шуму велика на низьких частотах, його практично неможливо відфільтрувати, не «зачепивши» чистий інформаційний сигнал, тому що тренд інформаційного сигналу зазвичай «займає» низькі частоти.

.4.3.3 ()

$1/f^2, \quad f -$

· , ,
·

· , ()

,

: $x_k = x_{k-1} + \mu_k,$

$\mu_k -$.

.4.3.4

[22]

$\frac{1}{f^{\mathbb{P}}}, \quad >2.$

[23].

.4.4

. .4.1 – .4.14.

.4.1

,

2 –

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0006	0.0006	0.0010	0.0008	0.0008	0.0007
2	0.0001	0.0002	0.0003	0.0003	0.0004	0.0006
3	0.0018	0.0037	0.0057	0.0083	0.0105	0.0129
4	0.0015	0.0044	0.0074	0.0094	0.0123	0.0161

5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0015	0.0023	0.0025	0.0020	0.0014	0.0016
7	0.0029	0.0084	0.0110	0.0171	0.0179	0.0185
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0006	0.0007	0.0008
9	0.0118	0.0409	0.0549	0.0554	0.0530	0.0581
10	0.1627	0.1168	0.0419	0.2450	0.0789	0.2367
11	0.0508	0.0478	0.0924	0.0603	0.1383	0.0552

.4.2

,

2 –

=1

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0006	0.0008	0.0012	0.0020	0.0030	0.0042
2	0.0001	0.0002	0.0003	0.0004	0.0004	0.0005
3	0.0018	0.0055	0.0090	0.0130	0.0183	0.0249
4	0.0015	0.0043	0.0073	0.0105	0.0141	0.0176
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0015	0.0022	0.0029	0.0033	0.0035	0.0037
7	0.0029	0.0066	0.0098	0.0143	0.0193	0.0259
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0006	0.0007	0.0008
9	0.0118	0.0289	0.0486	0.0555	0.0553	0.0594
10	0.1627	0.4729	0.8197	1.0199	1.0214	0.9813
11	0.0508	0.0504	0.0512	0.0516	0.0516	0.0510

.4.3

,

2 –

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0006	0.0011	0.0021	0.0038	0.0032	0.0013
2	0.0001	0.0002	0.0003	0.0004	0.0004	0.0005

3	0.0018	0.0046	0.0060	0.0088	0.0106	0.0127
4	0.0015	0.0050	0.0073	0.0093	0.0123	0.0157
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0015	0.0026	0.0032	0.0026	0.0019	0.0024
7	0.0029	0.0079	0.0106	0.0159	0.0174	0.0207
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0006	0.0007	0.0008
9	0.0118	0.0591	0.0629	0.0699	0.0666	0.1246
10	0.1627	0.3699	0.1159	0.5874	0.2129	0.2490
11	0.0508	0.0503	0.0498	0.0505	0.0499	0.0498

.4.4

dbn,

2–

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0067	0.0099	0.0093	0.0126	0.0085	0.0076
2	0.0030	0.0047	0.0049	0.0038	0.0053	0.0050
3	0.0071	0.0141	0.0110	0.0149	0.0154	0.0180
4	0.0076	0.0098	0.0134	0.0164	0.0206	0.0220
5	0.0074	0.0053	0.0062	0.0077	0.0081	0.0073
6	0.0067	0.0084	0.0118	0.0085	0.0075	0.0121
7	0.0136	0.0178	0.0249	0.0244	0.0265	0.0280
8	0.0049	0.0043	0.0046	0.0045	0.0046	0.0061
9	0.0334	0.1145	0.1098	0.0720	0.1075	0.1116
10	2.3094	0.0777	0.0905	0.1412	0.2024	2.2249
11	0.0502	0.0491	0.0528	0.0525	0.0496	0.0500

dbn,

2 –

= 1

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0076	0.0087	0.0095	0.0115	0.0115	0.0108
2	0.0031	0.0032	0.0034	0.0035	0.0037	0.0043
3	0.0064	0.0093	0.0120	0.0148	0.0176	0.0190
4	0.0075	0.0111	0.0142	0.0172	0.0184	0.0214
5	0.0062	0.0068	0.0071	0.0083	0.0076	0.0096
6	0.0078	0.0074	0.0105	0.0108	0.0098	0.0112
7	0.0143	0.0211	0.0249	0.0270	0.0348	0.0368
8	0.0047	0.0050	0.0048	0.0053	0.0055	0.0065
9	0.0330	0.0661	0.0830	0.0957	0.1029	0.0977
10	2.3095	2.2830	2.2495	2.2283	2.2298	2.2249
11	0.0523	0.0501	0.0491	0.0499	0.0497	0.0499

dbn,

2 –

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0075	0.0078	0.0092	0.0104	0.0102	0.0088
2	0.0029	0.0033	0.0035	0.0036	0.0040	0.0043
3	0.0068	0.0099	0.0119	0.0155	0.0177	0.0180
4	0.0084	0.0095	0.0144	0.0173	0.0208	0.0226
5	0.0073	0.0090	0.0074	0.0100	0.0080	0.0072
6	0.0070	0.0079	0.0101	0.0092	0.0097	0.0105
7	0.0143	0.0204	0.0251	0.0288	0.0289	0.0289
8	0.0047	0.0048	0.0049	0.0056	0.0054	0.0058
9	0.0354	0.1013	0.1147	0.0826	0.1082	0.1214
10	2.3095	2.2830	2.2495	2.2283	2.2298	2.2249
11	0.0493	0.0507	0.0490	0.0484	0.0506	0.0498

+ deep learning,

2 –

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0035	0.0036	0.0065	0.0064	0.0102	0.0022
2	0.0002	0.0002	0.0003	0.0004	0.0007	0.0007
3	0.0014	0.0128	0.0121	0.0178	0.0213	0.0286
4	0.0023	0.0059	0.0142	0.0147	0.0154	0.0222
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0058	0.0057	0.0049	0.0058	0.0060	0.0022
7	0.0057	0.0106	0.0264	0.0224	0.0308	0.0583
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0007	0.0007	0.0008
9	0.1120	0.0957	0.1117	0.1170	0.1249	0.0891
10	0.0643	0.0688	0.0743	0.1319	0.0909	0.1868
11	0.1781	0.1895	0.1943	0.1827	0.1948	0.2257

+ deep learning,

2 –

= 1

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0035	0.0035	0.0086	0.0086	0.0126	0.0208
2	0.0002	0.0002	0.0004	0.0004	0.0005	0.0006
3	0.0014	0.0041	0.0068	0.0097	0.0126	0.0155
4	0.0023	0.0050	0.0080	0.0108	0.0137	0.0165
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0058	0.0058	0.0058	0.0058	0.0058	0.0029
7	0.0057	0.0145	0.0291	0.0446	0.0644	0.0757
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0006	0.0007	0.0009
9	0.1120	0.1121	0.1121	0.1121	0.1515	0.1553

10	0.0643	0.0644	0.1670	0.1510	0.2559	0.1912
11	0.1781	0.1784	0.1791	0.1536	0.1545	0.1563

.4.9

+ deep learning,

2 –

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0035	0.0035	0.0086	0.0086	0.0126	0.0208
2	0.0002	0.0002	0.0004	0.0004	0.0005	0.0006
3	0.0014	0.0041	0.0068	0.0097	0.0126	0.0155
4	0.0023	0.0050	0.0080	0.0108	0.0137	0.0165
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0058	0.0058	0.0058	0.0058	0.0058	0.0029
7	0.0057	0.0145	0.0291	0.0446	0.0644	0.0757
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0006	0.0007	0.0009
9	0.1120	0.1121	0.1121	0.1121	0.1515	0.1553
10	0.0643	0.0644	0.1670	0.1510	0.2559	0.1912
11	0.1781	0.1784	0.1791	0.1536	0.1545	0.1563

.4.10

,

2 –

/	1	2	3	4	5	6
1	0.8796	0.8608	0.8515	0.8513	0.8645	0.8520
2	0.9262	0.9258	0.9275	0.9230	0.9155	0.9314
3	0.9657	0.9342	0.9372	0.9251	0.9651	0.9433
4	0.9005	0.9235	0.9225	0.9171	0.9229	0.9218
5	0.8220	0.8105	0.8562	0.7868	0.8462	0.8044
6	0.8689	0.8821	0.9329	0.8935	0.9078	0.8879
7	0.8865	0.9013	0.8965	0.8820	0.8940	0.9479

8	0.8775	0.8976	0.8865	0.8924	0.8945	0.8920
9	0.8889	0.9375	0.9525	0.9464	0.9412	0.9383
10	0.9119	0.9098	0.8285	0.9165	0.9538	1.0628
11	1.0005	0.9949	1.0025	1.0015	1.0023	0.9917

.4.11

, $2 -$
 $= 1$

/	1	2	3	4	5	6
1	0.8796	3.1644	8.3671	14.3899	20.1825	26.9489
2	0.9262	3.7974	8.4052	12.5146	19.2729	27.9018
3	0.9657	5.4719	13.9170	27.0365	44.0240	64.1238
4	0.9005	4.7463	11.6585	21.4175	34.0003	46.7762
5	0.8220	4.8022	12.7054	24.9228	42.8266	69.7677
6	0.8689	2.2652	4.7799	7.1398	9.3162	10.0117
7	0.8865	3.6820	7.8786	15.8896	25.9148	33.1210
8	0.8775	2.9999	6.1574	10.4190	15.6701	22.1458
9	0.8889	4.9101	12.1251	18.9831	22.8391	21.3816
10	0.9119	5.7938	16.6513	31.5903	44.8661	54.5327
11	1.0005	1.2310	1.3565	1.1095	1.0755	1.6121

.4.12

,
 $2 -$

/	1	2	3	4	5	6
1	0.8796	3.1247	4.4676	2.8963	2.4073	3.6306
2	0.9262	3.7963	3.5678	2.6028	4.6045	3.7345
3	0.9657	5.3568	3.3990	4.1873	3.4843	3.7940
4	0.9005	4.8054	3.3362	3.6048	3.6027	2.9141
5	0.8220	4.7519	3.0958	3.3725	3.6569	3.8562
6	0.8689	2.2745	3.4720	2.9106	2.6736	2.1868

7	0.8865	3.7124	3.2212	4.7273	3.1474	2.3392
8	0.8775	3.0307	3.2773	3.4620	3.4563	3.5727
9	0.8889	5.0239	3.1216	2.4105	2.8882	2.2333
10	0.9119	5.7429	3.2073	2.6818	2.6206	3.9676
11	1.0005	1.2303	1.3281	1.0601	1.0762	1.6408

.4.13

,

2 –

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0010	0.0010	0.0008	0.0013	0.0018	0.0009
2	0.0001	0.0002	0.0003	0.0004	0.0004	0.0005
3	0.0014	0.0039	0.0066	0.0089	0.0113	0.0130
4	0.0016	0.0042	0.0070	0.0098	0.0120	0.0141
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0016	0.0020	0.0020	0.0021	0.0022	0.0016
7	0.0036	0.0071	0.0104	0.0146	0.0165	0.0125
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0005	0.0007	0.0008
9	0.0157	0.0360	0.0583	0.0593	0.0535	0.0530
10	0.0138	0.0489	0.0403	0.0363	0.0426	0.0380
11	0.0496	0.0488	0.0476	0.0486	0.0491	0.0532

.4.14

,

2

/	1	2	3	4	5	6
1	0.0010	0.0015	0.0017	0.0021	0.0023	0.0013
2	0.0001	0.0002	0.0003	0.0004	0.0004	0.0005
3	0.0014	0.0040	0.0066	0.0089	0.0114	0.0131
4	0.0016	0.0042	0.0071	0.0099	0.0120	0.0141

5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
6	0.0016	0.0023	0.0021	0.0021	0.0022	0.0018
7	0.0036	0.0095	0.0122	0.0159	0.0134	0.0126
8	0.0002	0.0003	0.0004	0.0005	0.0007	0.0008
9	0.0157	0.0928	0.0653	0.0662	0.0613	0.0618
10	0.0138	0.0662	0.0430	0.0393	0.0470	0.0409
11	0.0496	0.0489	0.0489	0.0564	0.0566	0.0529

.4.5

.4.5.1

：

● — —

，

． ，

IBM 1978 ． .4.7.

2-3

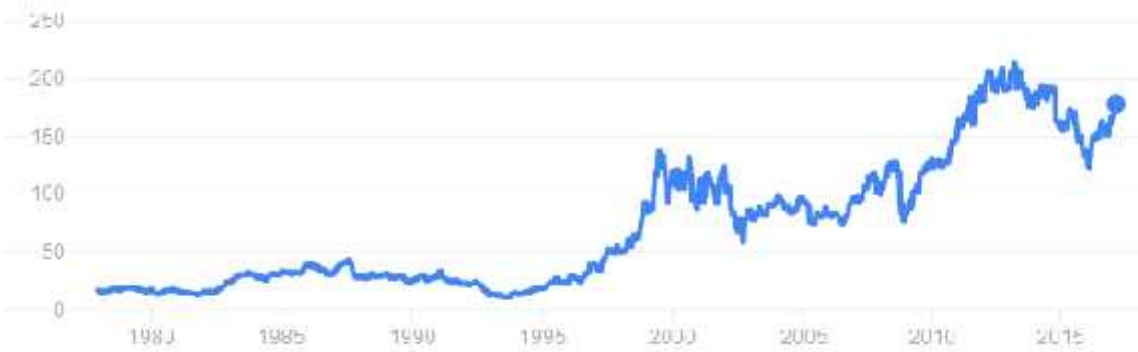
． 2007 ．

2010 ．

， —

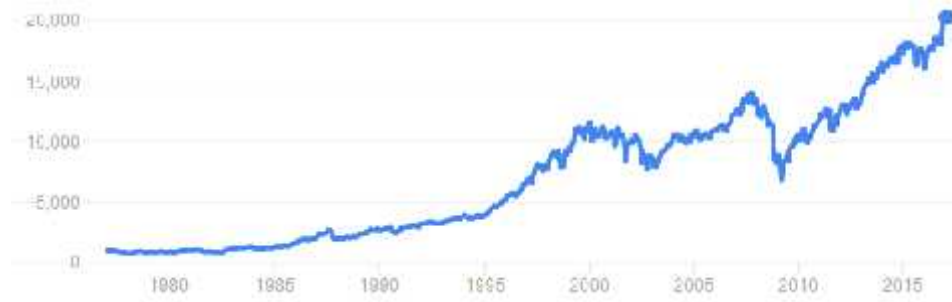
— ，

(． .4.8).



． .4.7.

IBM 1978



. 4.8. — 1978

•

—

—

,

, « »

• ,

• ,

(. 4.9), ,

1970 . ’ , .



. 4.9.

•

/

.

,

.

,

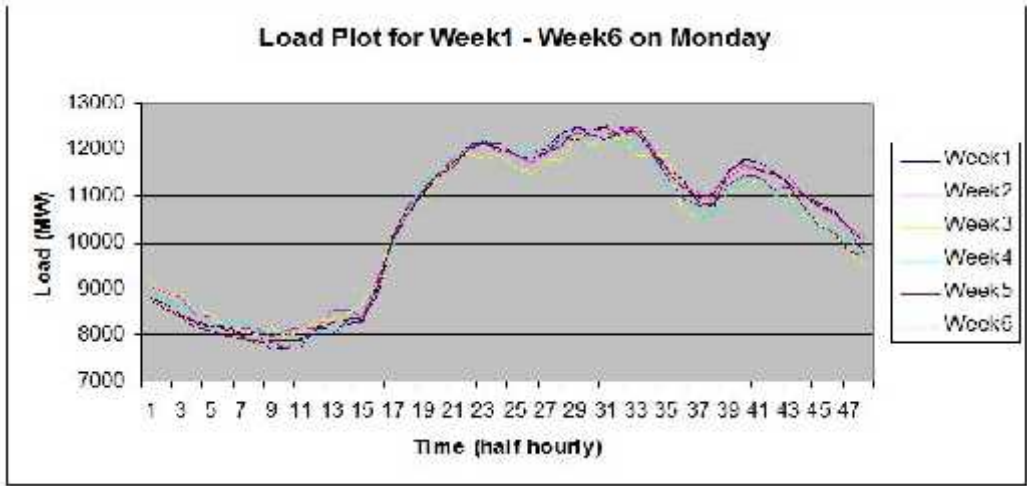
5

,

.

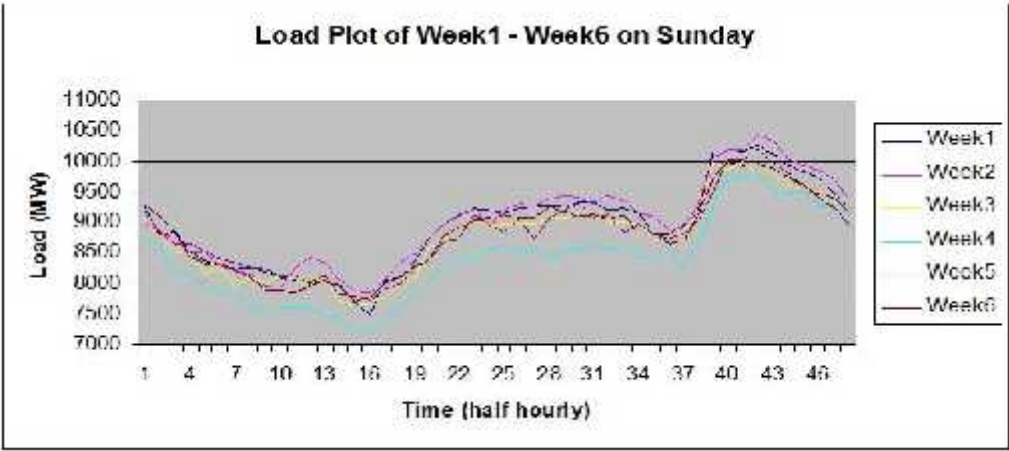
, : 1 – , 2 – , ,
, 3 – , 4 – , 5 – .

(. 4.10 .4.11).



. 4.10. -

6



. 4.11. -

6

.4.5.2

,

,

:

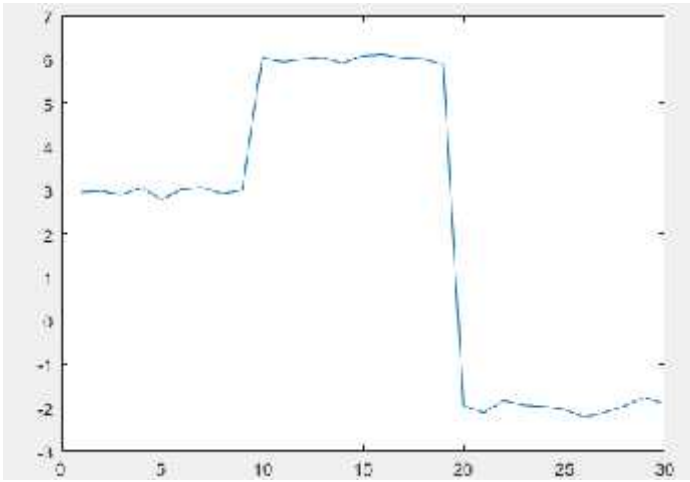
•
(. .4.12);

• (. .4.13);

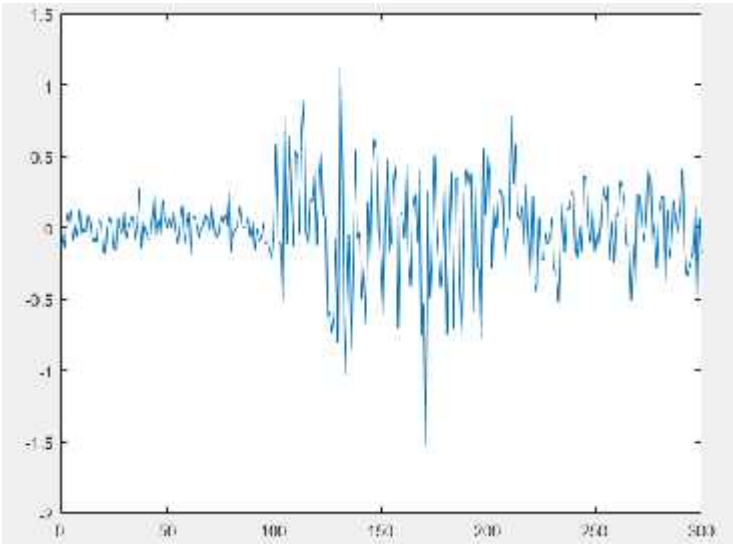
•
(. .4.14);

•
(. .4.15);

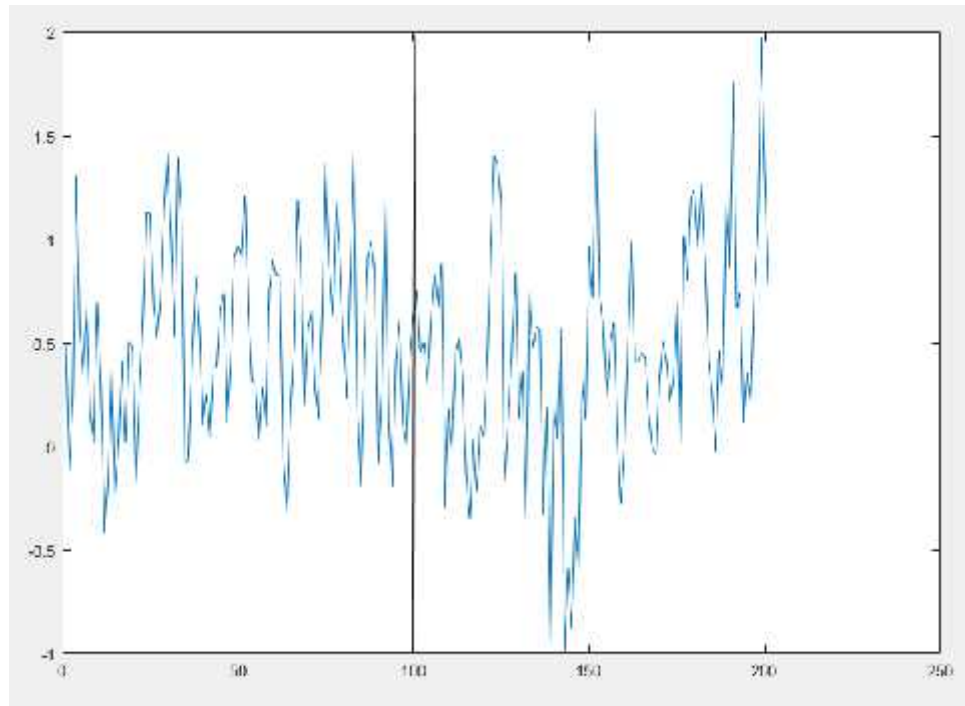
• ,
 ,



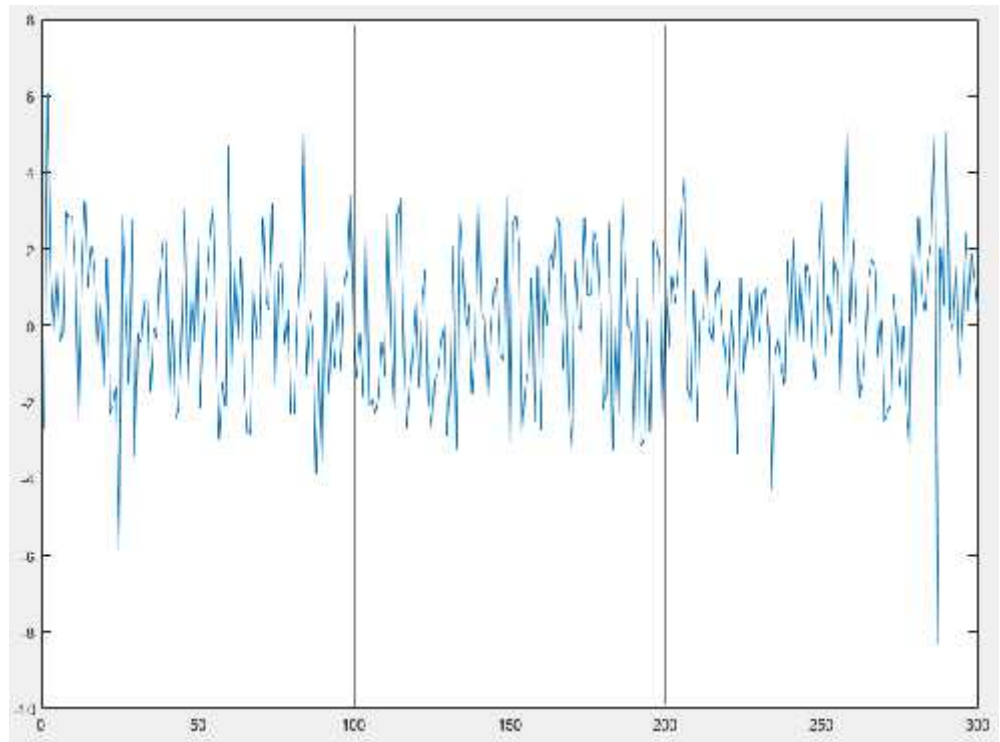
. .4.12.



. .4.13.



. 4.14.



. 4.15.

():

— , — ,

—

4.5.3

[5]

$\vec{y}=[y_1,...,y_n]^T$, ,

,

$Z=\{1,2,...,m\}$,

. t

y_t $P_{z_t}(y)$ -

$y_t=P_{z_t}(y)$, $z_t\in Z$ $P_{z_t}(y)$. ,

t

$P_1(y),...,P_m(y)$.

, t

$t-1$ -

$P(z_t/z_{t-1},...,z_1)=P(z_t/z_{t-1})$ $P(z_t/z_{t-1})$

t ,

$\vec{z}=[z_1,...,z_n]^T$ $P_1(y),...,P_m(y)$

- . :

• ,

, ;

• .

,

,

,

« » . ,

.

:

• ;

• .

:

•

—

.

[1, 22]

,

,

« »

— « »

:

.

— «

/ » « - »

—

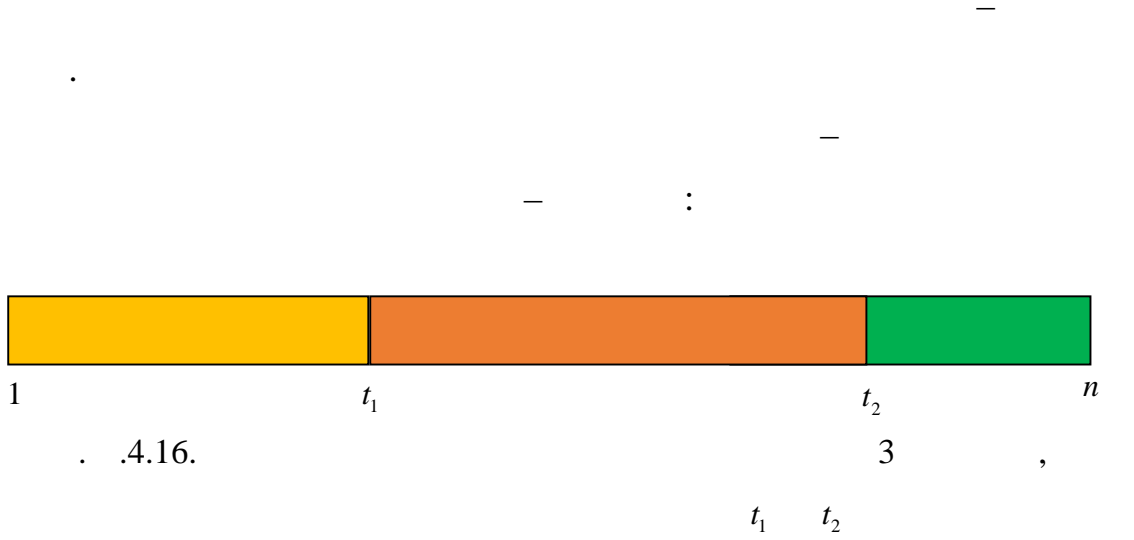
,

.

.

.4.5.4

.4.5.4.1



, 3 :

$y_{1:t_1-1}, y_{t_1:t_2-1}, y_{t_2:n}$. 4.16.

$$, \qquad \qquad \qquad , \\ - \qquad \qquad \qquad .$$

$$t_1,...,t_m, 1< t_i \leq n, t_j < t_{j+1},$$

$$m \leq n, i = 1,...,m, \, j = 1,...,m-1, \qquad \qquad ,$$

$$\vec{s} \qquad \qquad \qquad L(\vec{y},\vec{s})\,.$$

$$.4.5.4.2$$

$$. \qquad \qquad \qquad ,$$

$$\vec{y}=[y_1,...,y_n]^T \qquad \qquad \qquad <X\in R^{m\times d},\vec{o}\in R^m>$$

$$, \qquad \qquad X \quad - \qquad \qquad \qquad ,$$

$$\vec{o} \quad - \qquad \qquad \qquad , \, d \quad - \qquad \qquad \qquad , \, m=n-d-h+1 \quad -$$

$$d\,,$$

$$n$$

$$h\,.\qquad \qquad \qquad ,$$

$$:$$

$$X=\begin{pmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_d \\ y_2 & y_3 & \cdots & y_{d+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_{n-h-d+1} & y_{n-d-h+2} & \cdots & y_{n-h} \end{pmatrix}, \quad \vec{o}=\begin{pmatrix} y_{d+h} \\ y_{d+1+h} \\ \cdots \\ y_n \end{pmatrix},$$

$$d$$

$$y_{d+h}$$

$$, \qquad \qquad \qquad y_2,...,y_{d+1} \qquad \qquad \qquad .$$

$$,$$

$$-$$

$$-$$

.

,

$$X,$$

,

,

-

$$X$$

$$\vec{y}=[y_1,...,y_n]^T.$$

.4.5.4.3

,

$$2$$

:

$$L(\vec{y},\vec{c})$$

$$\rightarrow^*$$

,

.

,

,

.

,

$$2$$

,

:

$$1)$$

—

,

,

—

.

$$2$$

:

•

,

,

,

,

.

,

$$f(\vec{y},\vec{c})=\hat{\vec{y}},$$

$$L(\vec{y},\vec{c})=S[L_f(f(\vec{y},\vec{c}),\vec{y}),L_c(\vec{y},\vec{c})],$$

$$S(x,y)$$

$$: S(x,y)=x+y.$$

,

,

,

,

,

«

»

.

,

$$y=c,$$

прогноз для певного значення y_i розраховуватися просто як середнє арифметичне усіх значень, що входять до кластеру з номером c_i : $\hat{y}_i = \text{avg}(y_j : c_j = c_i, j = 1, 2, \dots, n)$. Тоді, один з найрозповсюдженіших варіантів функції втрат має наступний вигляд $L(\vec{y}, \vec{c}) = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 + \beta m$, де m – загальна кількість кластерів, β – певний коефіцієнт, який або задається вручну, або вибирається з певного діапазону з використанням валідаційної вибірки;

- методи, які мінімізують функцію втрат, що залежить лише від вхідних даних та їх кластеризації. До цих методів можна віднести звичайні методи кластеризації як k -means, нейромережеві автоенкодери та інші.

Розглянемо деякі методи з цього класу.

Бінарна сегментація

Бінарна сегментація є одним з найбільш відомих та використовуваних методів для сегментації часових рядів. Ідея методу полягає в рекурсивному використанні будь-якого методу, що вміє розділяти послідовність на два сегменти: тобто спочатку вихідна послідовність розбивається на два сегменти, після чого рекурсивно виконується сегментація отриманих сегментів і так далі. Розділення на два сегменти може і не виконуватися, якщо не має такого розділення, функція втрат якого буде меншою за значення функції втрат на цілому сегменті. Тобто для кожного сегменту $[y_i, \dots, y_j], i < j$ перевіряється, чи існує такий індекс $s, i < s \leq j$, що $L(y_{i:s-1}) + L(y_{s:j}) + SC < L(y_{i:j})$, де SC – штраф за розбиття одного сегменту на два сегменти. Якщо такого індексу не знайдено – виконання цієї гілки методу зупиняється. У іншому випадку сегмент розбивається на два відповідних «підсегменти», і метод запускається рекурсивно на цих підсегментах.

Перевагою методу бінарної сегментації є його простота та швидкість, оскільки він має обчислювальну складність $O(n * \log(n))$, де n – розмір початкової послідовності. Однак, метод не гарантує, що знайдена сегментація буде мати мінімальне значення функції втрат.

Метод оптимального розподілу на сегменти

Метод оптимального розподілу дозволяє знаходити розбиття на сегменти, що мінімізує функції втрат наступного вигляду

$$L(\vec{y}, \vec{t}) = \sum_{i=1}^{m+1} Ls(y_{t_{i-1}:t_i-1}) + \beta m, t_0 = 1, t_{m+1} = n + 1,$$

де m – кількість сегментів, Ls – функція втрат, що залежить від значень послідовності, що входять до сегменту, $\vec{t} = [t_1, \dots, t_m]^T$ – вектор точок зміни сегментів. Метод використовує парадигму динамічного програмування для знаходження оптимального розподілу. Дійсно, для оптимального розподілу, що задається вектором точок змін сегментів $\vec{t}^* = [t_1^*, \dots, t_m^*]^T$, можна записати значення функції втрат у наступному вигляді

$$L(\vec{y}, \vec{t}^*) = \left[\sum_{i=1}^m Ls(y_{t_{i-1}^*:t_i^*-1}) + \beta(m-1) \right] + Ls(y_{t_m^*:n}) + \beta = L(\vec{y}_{1:t^*_{m-1}}, \vec{t}_{1:m-1}^*) + Ls(y_{t_m^*:n}) + \beta, t_0 = 1,$$

тобто значення функції втрат для певного розподілу точок зміни сегментів на послідовності \vec{y} є сумою 2 складових: значення функції втрат на послідовності $\vec{y}_{1:t^*_{m-1}}$ до останньої точки зміни сегменту плюс штраф за останній сегмент. При цьому, якщо розподіл \vec{t}^* є оптимальним для \vec{y} , то розподіл $\vec{t}_{1:m-1}^*$ має бути оптимальним для $\vec{y}_{1:t^*_{m-1}}$. Отже, рекурсія для знаходження оптимального розподілу може бути записана наступним чином

$$\vec{t}^* = \arg \min_{\vec{t}} L(\vec{y}, \vec{t}) = \arg \min_{t_l \in \{1..n\}} [\arg \min_{\vec{t}'} L(\vec{y}_{1:t_l-1}, \vec{t}') + Ls(y_{t_l:n}) + \beta],$$

тобто для пошуку оптимального розподілу потрібно перебрати усі можливі позиції останньої точки зміни сегменту, знайти оптимальний розподіл на послідовності, що закінчується в цій позиції, додати до відповідного значення функції втрат значення штрафу за сегмент, що включає усі значення з цієї позиції і до кінця послідовності. Використовуючи підхід динамічного програмування на основі цієї рекурсії, отримуємо алгоритм для пошуку оптимального розподілу послідовності на сегменти, що має обчислювальну складність $O(n^2)$.

- $\begin{matrix} \vdots \\ \vec{y}=[y_1,...,y_n]^T; \end{matrix}$
- $\begin{matrix} \\ Ls; \end{matrix}$
- $\begin{matrix} \beta, \end{matrix}$.

- 1. $\begin{matrix} \vdots \\ F(0)=-\beta,t(0)=[]. \end{matrix}$
- 2. $\begin{matrix} \tau^*=1,...,n: \\ -F(\tau^*)=\min_{0\leq \tau<\tau^*}[F(\tau)+Ls(y_{(\tau+1):\tau^*})+\beta]; \\ -\tau'=\arg\min_{0\leq \tau<\tau^*}[F(\tau)+Ls(y_{(\tau+1):\tau^*})+\beta]; \\ -t(\tau^*)=[t(\tau'),\tau']^T. \end{matrix}$

$\begin{matrix} \vdots \\ t(n). \end{matrix}$,

$\begin{matrix} -O(n^2) & O(n\log(n)), \end{matrix}$

, $\begin{matrix} \\ k\text{-means [16].} \end{matrix}$

,

NP

[16], $\begin{matrix} \\ \end{matrix}$,

$\begin{matrix} k\text{-means.} \end{matrix}$

- $\begin{matrix} \vdots \\ X=\{x_1,...,x_n\},x_i\in\Re^d; \end{matrix}$
- $\begin{matrix} \\ K; \end{matrix}$
- 1. $\begin{matrix} \vdots \\ K \end{matrix}$:

$c_j^{(0)} := x_{r_j}, j \in \{1,...,K\}, r_j \in \{1,...,n\}; \forall t \in \{1,...,K\}, \forall j \in \{1,...,K\}: t \neq j \rightarrow r_j \neq r_t$

2. $it := 0.$

3. $x_i, i \in \{1,...,n\}$,

:

$nc_i := \arg \min_{j \in \{1,...,K\}} \{ | x_i - c_j^{(it)} | \}.$

4.

, :

$c_j^{(it+1)} := \frac{1}{n_j} \sum_{i:nc_i=j} x_i, n_j = \sum_{i:nc_i=j} 1, j \in \{1,...,K\}.$

5. $j \in \{1,...,K\}$

$- c_j^{(it+1)} \neq c_j^{(it)} - it := it + 1$

, 3.

,

.

:

$\vec{c} = [c_1,...,c_n]^T, c_i \in \{1,...,K\}, i \in \{1,...,n\},$

$cc = \{cc_1,...,cc_K\}.$

2) .

.

:

1. $\vec{y} = [y_1,...,y_n]^T$

$k: Y_j = [y_j,...,y_{j+k-1}]^T, j = 1,2,...,n-k+1.$

2. ,

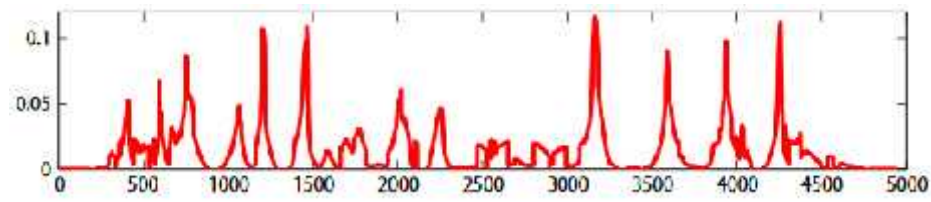
$Y_j: \vec{Y} = [Y_1,Y_2,...,Y_{n-k+1}]^T.$

3. $l:$

$\gamma_o = [Y_o,Y_{o+1},...,Y_{o+l-1}], o = n-k-l+2.$

4. $\gamma_t, \gamma_{t+l},$

5. \vec{y} , « »



. 4.17.

$y_i, y_j, i < j$ \vec{d} ,
 $d_k, k = i, \dots, j$ « » (c),
 $d_k > T$, T – ,
1.

0, ,

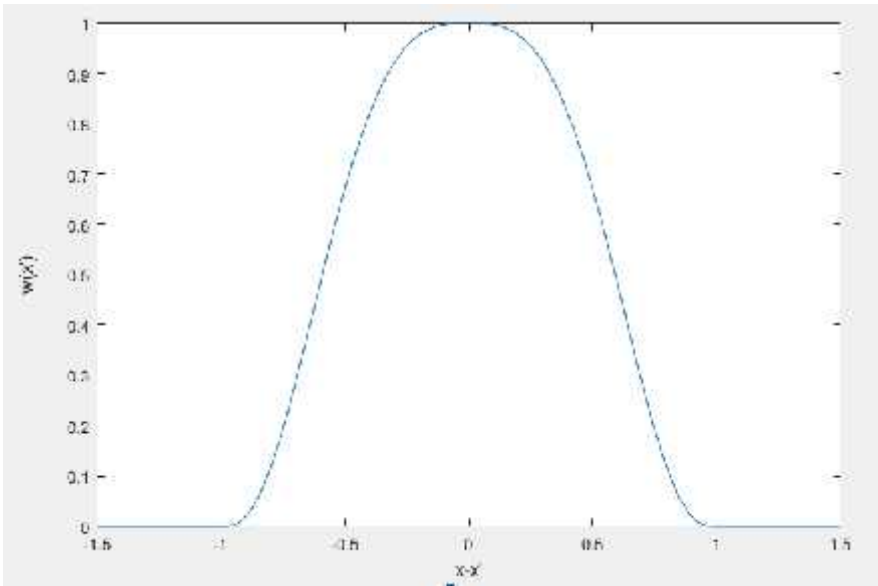
.4.5.5 ,

[21].

(Local regrESSions – "LOESS" LOcally WEighted Scatterplot Smoother – "LOWESS") « »

1, $cond$ ($cond = d(x,x') < 1$)
 , 0 – .

$d(x,x')=|x-x'|$. .4.18.



. .4.18.

$x \quad x'$

, x ,
1, 0.

2) $f(x), \forall x \in X$

$x \in X^{(t)}$ x^* ,

$x \colon x^* = \arg \min_{x' \in X^{(t)}} \{d(x',x)\}$,

$f(x)$.

$f(x)$.

:

•

(,

)

•

:

•

—

k - — ,

k (

) , .

k ,

,

.

:

1.

$\langle X^{(t)} \subset X, y: X^{(t)} \rightarrow \mathfrak{R} \rangle, |X^{(t)}| = n, \quad X^{(t)} - \ll$,

\ll , \gg , $X -$

, , , $y -$,

$x \in X^{(t)} \quad y(x) \in \mathfrak{R}.$

2.

$f: X \rightarrow \mathfrak{R}$, ,

$f(x).$

3.

$f(x) \quad k$

, :

■

$d: X \times X \rightarrow \mathfrak{R} \quad k$

$x \quad x_1, \dots, x_k \quad X^{(t)};$

■

$y(x_1), \dots, y(x_k):$

$$f(x) = \sum_{i=1}^k w_i * y(x_i),$$

$$w_1, \dots, w_k$$
$$d(x, x_1), \dots, d(x, x_k).$$
$$, \quad k$$

,

$$X^{(t)} :$$

• $d \ll \quad \gg,$

,

;

• k

k — $x \in X$ k

$X^{(t)}$ « » .

.4.6.

.

.4.6.1

.

,

,

,

,

.

,

,

,

.

,

.

130

().

,

,

.

.

.

,

,

5-7

,

,

.

,

.

,

,

,

-

.

,

,

-

,

.

-

,

(

,

.).

,

,

,

,

.

,

,

(1-3

)

.

.

,

,

.

,

,

,

.

()

,

.

,

,

.

,

.

.

,

.

10

.

,

,

,

,

.

,

,

.

.

-

.

.

«

»,

«

»

«

».

,

5-7

.

,

-

.

,

,

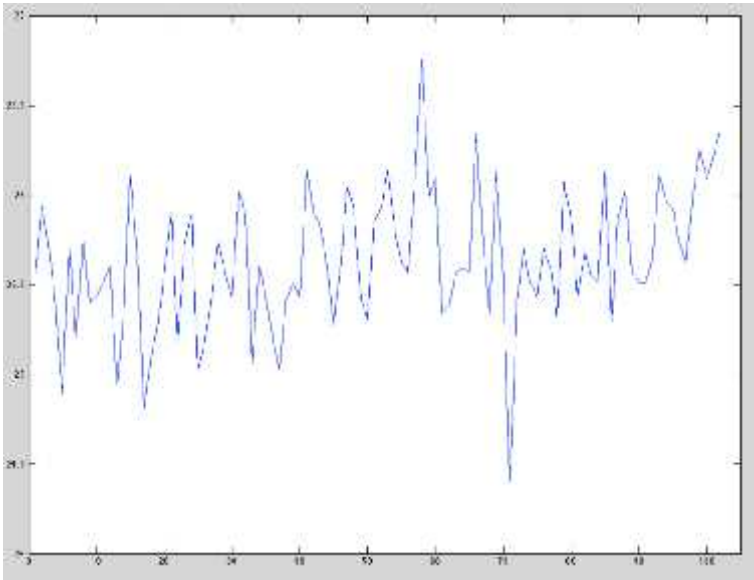
.

,

,

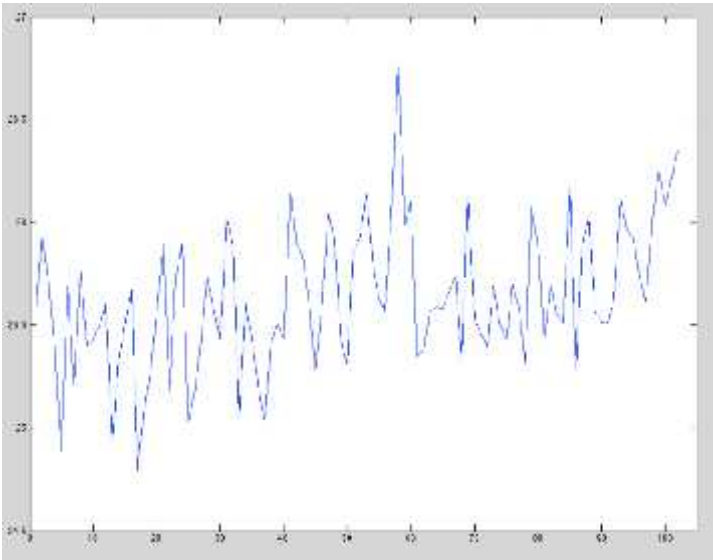
,

.



. 4.21. -

1901 2002



. 4.22.

Tukey 53H

,

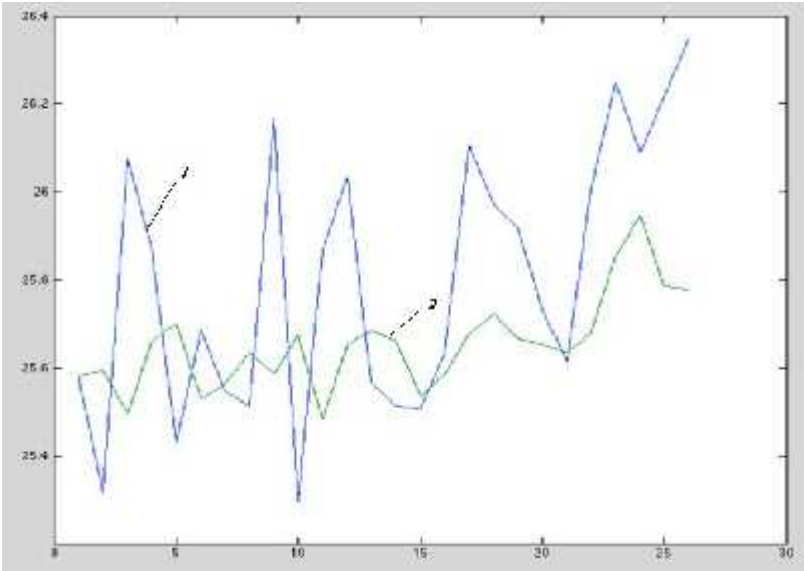
$k = 5$.

,

.

$$y_b = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2.$$

1.4429e-04 (. 4.23).



. 4.23. , : 1 – ;

2 –

–

:

–

–

–

;

–

–

;

–

–

;

–

–

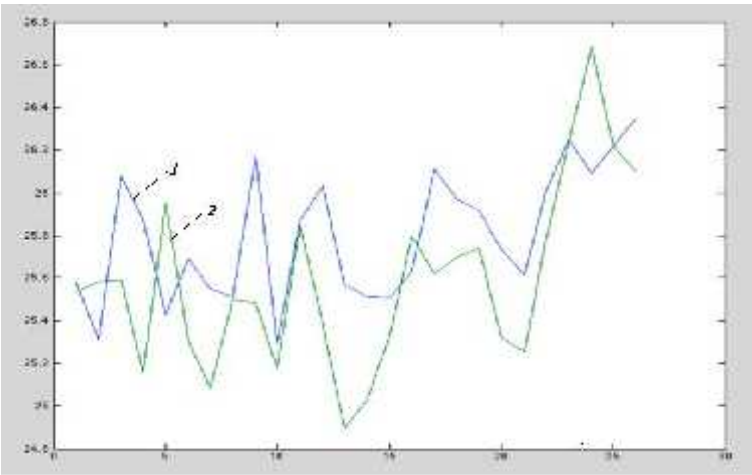
,

–

;

2,4392e-04

(. 4.24).



. 4.24. : 1 – ; 2 –

— , . :

— ,

— ;

— $-f(x_1, x_2, x_1 x_2, x_1^2, x_2^2);$

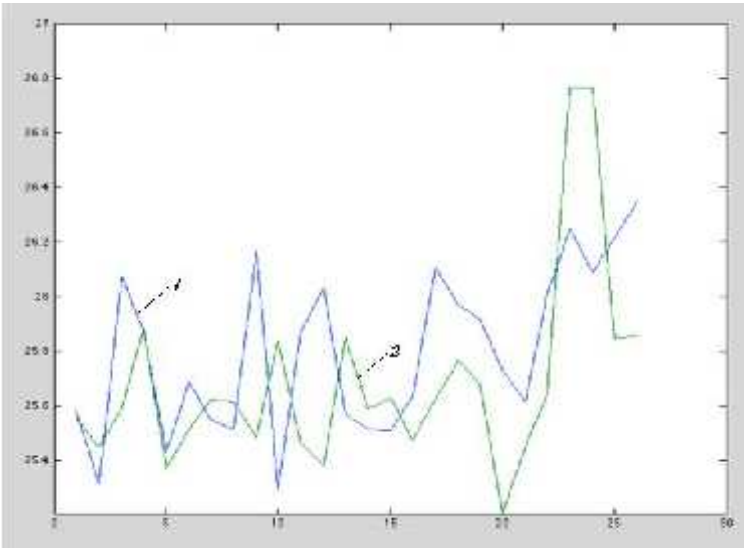
—

-3;

— — .

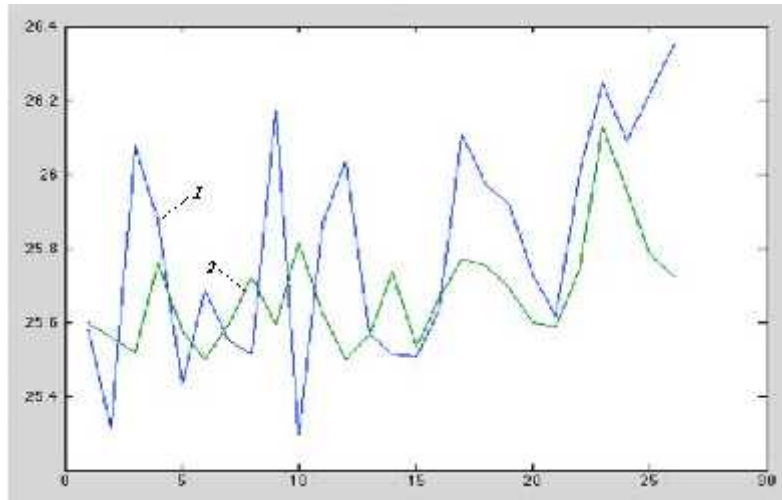
2,1200e-04

(. 4.25 .4.26).



. 4.25. :

1 – ; 2 –



. 4.26.

: 1 – ; 2 –

, ,

.

1.3824e-04

(. 4.26).

:

— , ,

;

— — , — ,

, — ;

— , ,

,

;

— , . 4.25 . 4.26 , ,

, « » —

, ,

,

« ».

, ,

, .

.4.7

- ().
- ,
- .
1. — /
- (,).
2. —
- ,
- (,).
3. —
- ,
4. —
- .
5. —
- .
- :
- ,
- ,
- ,

.4.7.1

« » \Leftrightarrow « » \Leftrightarrow « »,

« » . ,

« » — ,

- () - — ,

« »

- .

.

(, ' ,),

()

« ».

« »

()

.

« »

« »

« » — (« »),

« », « ».) , (

) « ».

« »

,

— ,

(reusable components).

« » « »

, « »

» .

«

» « ».

,

,

« »

,

:

— « » « » (,
) ,
 « » (,
);

— (,
 « »),
 « »
 . —

,
 « ».
 « »
 , —
 , ,
 , « »

.
 — ,
 —
 « » ,
 — ,
 .

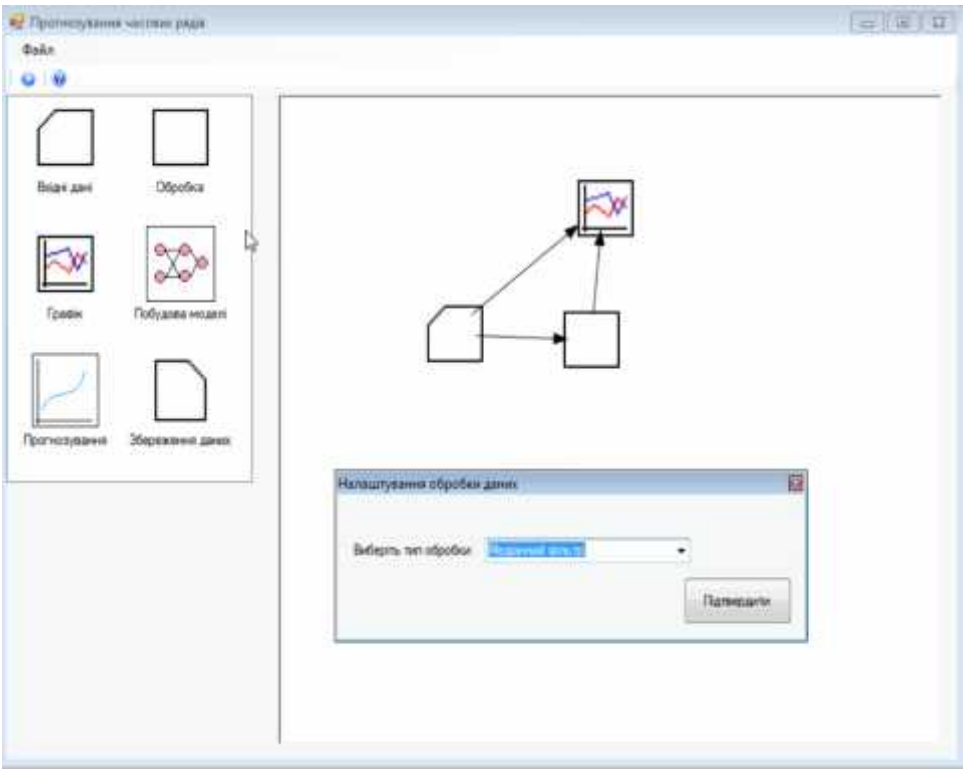
.4.7.2

1. .
2. .
3. (, ,
 , ').
4. :
) , ;
)
 .

5. ,
(,).
6. ().

.4.7.3

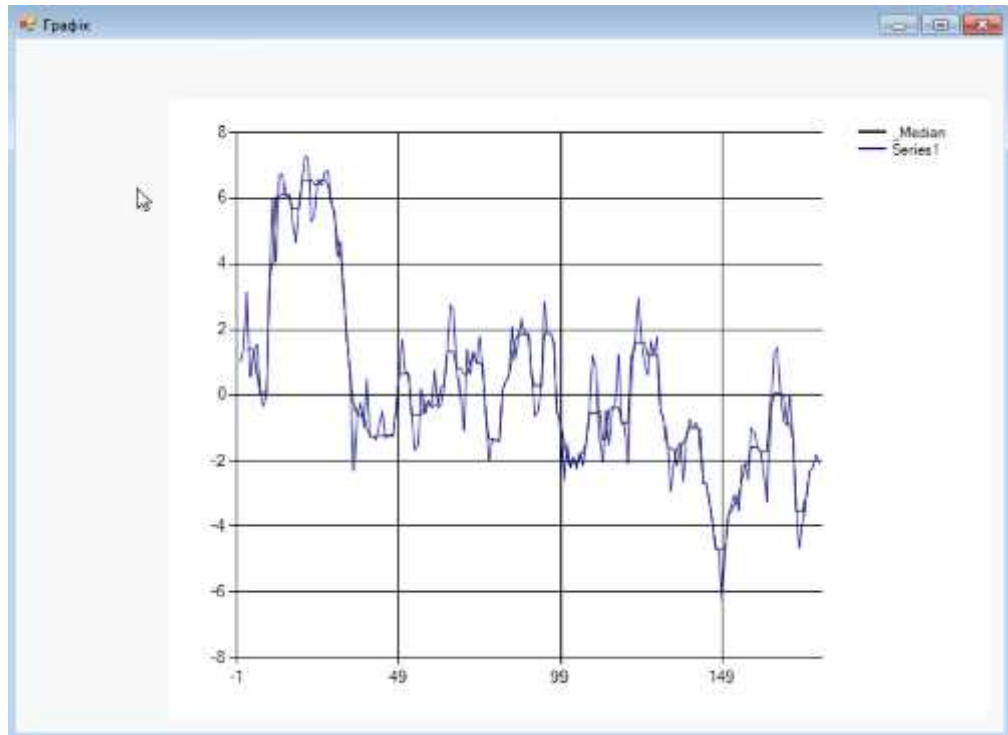
, 180
,
, 120 ,
.
.
.
», « » « » ,
(. .4.27).



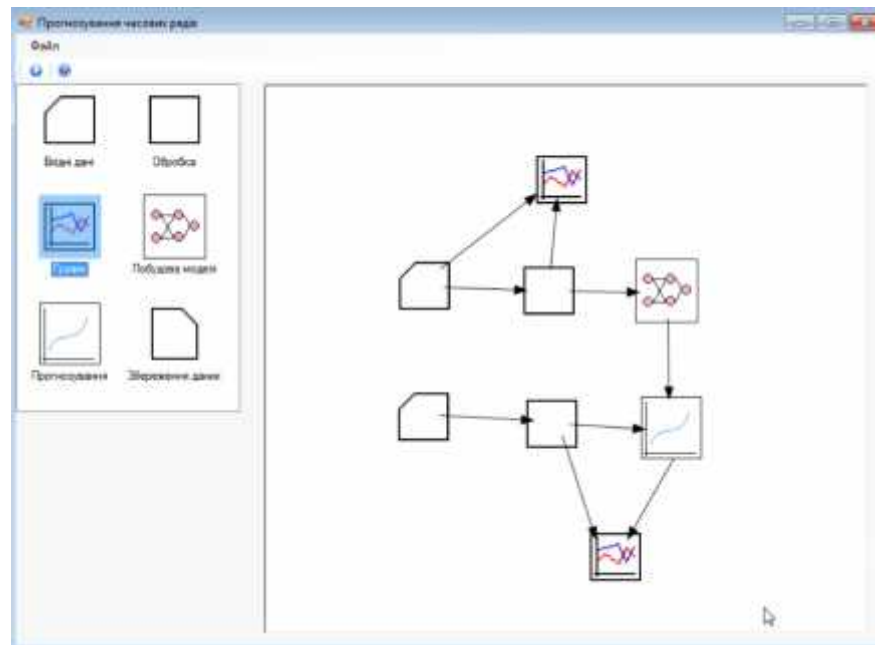
. 4.27. —

(. .4.28).

,
180 , 120 ,
(. 4.29).

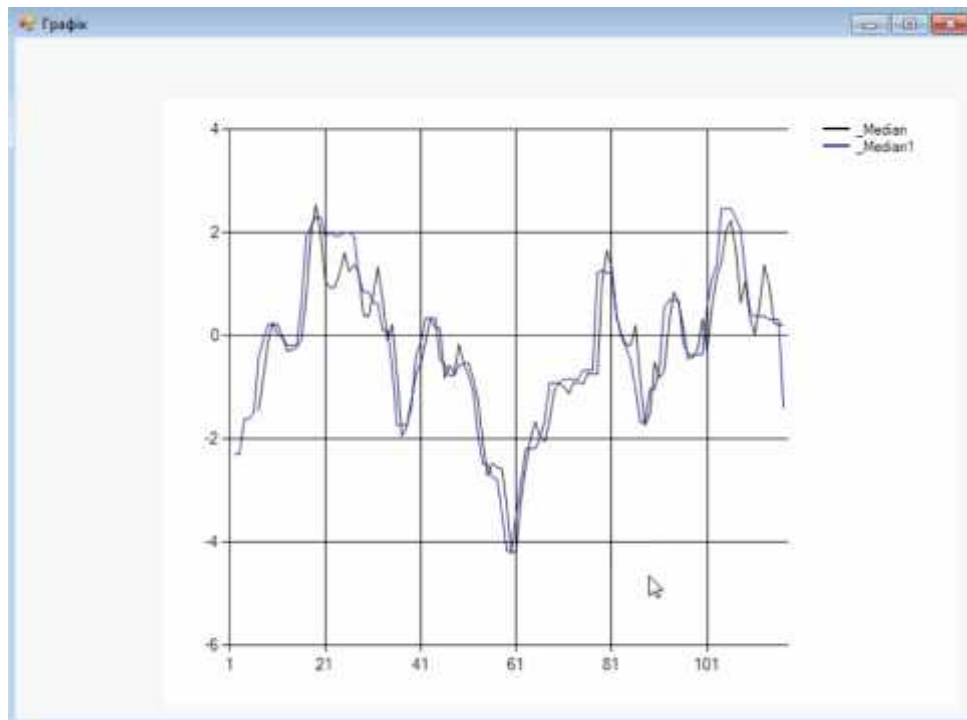


. 4.28. —



. 4.29. —

(. .4.30).



. .4.30.

-

,

.

1. Barren A. Complexity Regularization with Application to Neural Networks / / Nonparametric Functional Estimation and Related Topics, Roussas G., editor, Kluwer Academic Publishers, 1991. – pp. 561–576.
2. Bodyanskiy Ye. Adaptive wavelet-neuro-fuzzy network in the forecasting and emulation tasks / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova. // Int. J. on Inform. Theory and Appl, 2008. – 15. – No 1. – . 47–55.
3. Chui, Charles K. (1992). An Introduction to Wavelets. San Diego: Academic Press. – 1992. – 96 p.
4. Chumachenko E. Method for predicting a failure risk of the UAV navigation system / E. Chumachenko, S. Gorbatuk / The 2-nd International Conference,

- Method and system of Proceedings October, 9-12, 2012, Kyiv, Ukraine. – pp. 63–65.
5. Durrett, Rick. Probability: Theory and Examples. Fours Edition. Cambridge: Cambridge University Press, 2010. – pp. 145–352.
 6. Ivakhnenko A. G. Algorithms of Transformation of Probability Characteristics into Deterministic Forecast / A. G. Ivakhnenko, V. V. Osipenko // Soviet J. of Automation and Information Sciences, 1982. – Vol. 15. – No.2. – . 7–15.
 7. Jerome T. C. Recurrent neural networks and robust time series prediction / T. C. Jerome, R. M. Douglas, L. E. Atlas // IEEE transactions on neural networks. – Vol. 5, – No. 2. – 1994. – . 240–254.
 8. Kemeniash Yu.M. Chumachenko E.I. An intelligence image processing system. // Proceedings, the sixth world congress «Aviation in the -st Century», safety in aviation and space technologies.V2, September 23-25 2014, Kiev, Ukraine. – pp. 3.5.43–3.5.48.
 9. U. S. General Aviation Aircraft Shipments and Sales [online] 2012. [Cited August 2012]. Available from Internet: <http://www.bga-aeroweb.com/database/Data3/US-General-Aviation-Aircraft-Sales-and-hipments.xls>.
 10. . . : , , / . . , . . // : , 2004. – 369 .
 11. . . : . / . . – .: - , 2003. – C. 236–245. . . / . . – .: , 1984. – 544 .
 12. . . - / . . , . . // , No.3, 1984. – . 13–18.
 13. . . / . . . – .: . , 1982. – 245 .

14. . . ,
() / . . , . .
// <http://www.gmdh.net>
15. . .
/ . . , . . , . . . –
No.3. – 46–57 с.
16. . . / . . , . . – ∴ –
, 2003–2004. – 311 .
17. . . / . .
, . . , . . – ∴ , 2001. – 221 .
18. А. Н., . . Н
. . , 2003. – 384 .
19. – . . ,
/ . . – , . // . « » . . .
. – ∴ – . . – 1956. – . 363–384.
20. . . : / .
. – . « » , 2011. – 376 .
21. . . / . .
, . . , . . // ∴ « » ,
2013. – 236 с.
22. . .
/ . . , . . //
. – ∴ , 2011. – 2(28). – . 142–148.
23. . .
/ . . , . . //
. – ∴ – , 2012. – 1(31). – . 113–119.
24. . .
/ . . ,
. . // , 2010. –
17(37). – . 22–28.
25. http://indiawaterportal.org/met_data/.

5

.5.1

,
 ,
 ACS Lite,
 [3].
 ,
 / ACS
 , ACS
 ACS SCATS (Sydney
 Coordinated Adaptive Traffic System) SCOOT (Split, Cycle, Offset
 Optimization Technique). -
 ATSC (Automated Traffic Surveillance and Control).
 ACS.
 OPAC (Optimized Policies for Adaptive Control) RHODES (Real-
 Time Hierarchical Optimized Distributed Effective System)
 (FHWA).
 RTACL (Real-Time Traffic
 Adaptive Control Logic)
 RTACL
 ,
 (, SCOOT,

SCATS).

, .
OPAC, RHODES, RTACL,
SCOOT SCATS.

ACS

.5.1.1

ACS .
: Broward County,
, Newark / Wilmington, .

ACS , ,

FAST-TRAC. 1992 , 350

SCATS . ,

1994 ATSC - 1170

4509 .
. .5.1.1. ,

OPAC RHODES

18 - , , .
ACS ,
. ACS

. , ACS

, -

. ACS ,

,
, - ,

. , :

, ,

, .

ACS

. 5.1.1

ACS

/		
	ATSC	1170
	SCATS	350 +
	SCATS	71
	SCOOT	65
	SCOOT	60
	SCOOT	20
	SCATS	

.5.1.2

, ACS

ACS.

19 42%.

SCATS

SCATS

42%,

20% (TransCore 2000).

SCATS.

7 32%

8% (25 27 /).

SCOOT 56-

19-

.5.1.3

ACS

, SCATS

40%. SCATS ,

28%. ,

33- .

ATSC - , 41%.

.5.1.4

,

, 27% 78-

,

, , ,

ITE 2000 ,

.

ACS

.

ACS ,

, .

.5.1.5 ACS

ACS .

, ,

, .

, .

ACS . ,

SCOOT , ,

, .

, 10% ,

5%. ,

, ,

. , ACS .

, , ACS

..

ITE , ACS

, ,

(, ,).

, , SCATS

.

. , ACS ,

, .

, , ,

， ， ，
« » ，
，
ACS， ，
， ACS.
« »，
ACS ，
，
，
ACS ，
，
ACS，
：
，
，
，
，
，
ACS.
，
ACS，
ACS.
，
.
.5.1.6 ACS
，
2005 ，
ACS.
，
， ACS
， SCOOT

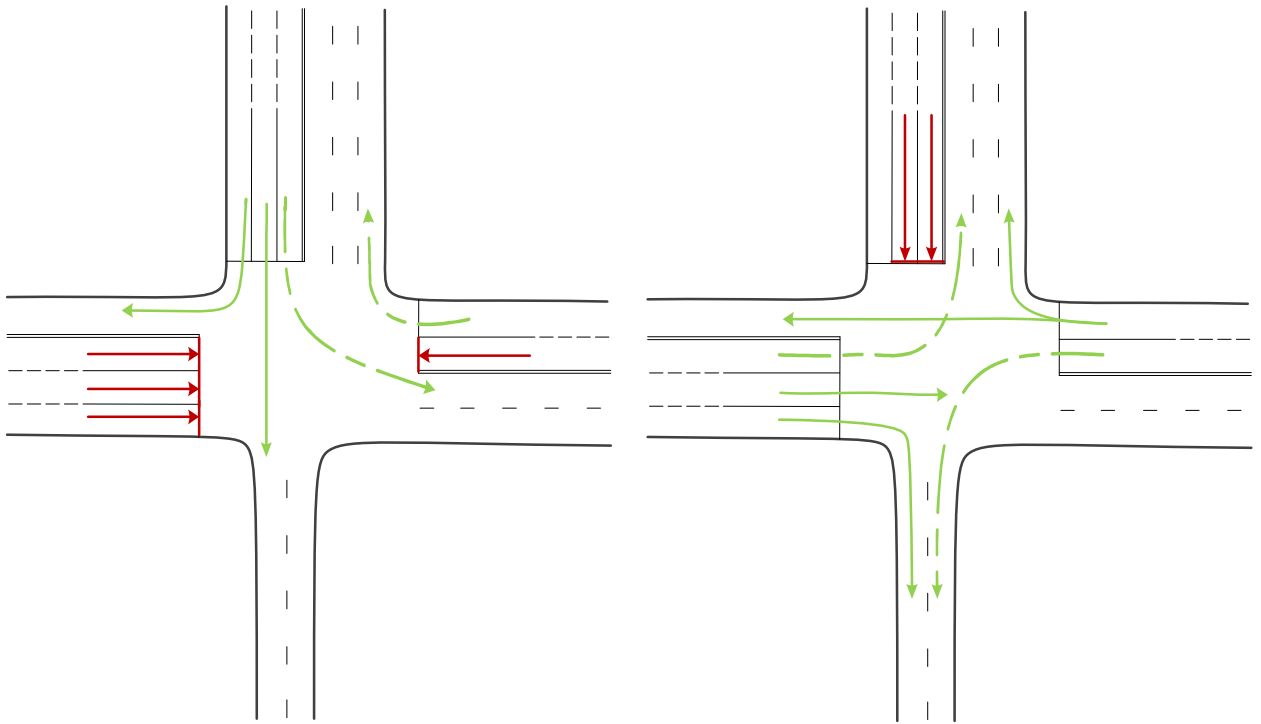
, SCATS , .
 , , ,
 ,
 , . .
 ,
 ,
 , . ,
 , RHODES, OPAC, RTACL
 ,
 . ,
 ,
 , ACS,
 .

.5.2

.5.2.1

[1, 2].

.
 , ,
 .
 :
 — ,
 ;
 — ;
 — ,
 ;



. 5.2.1.



. 5.2.2. : 1 – . (-
); 2 – . (-); 3 – . (-)
. 5.2.1,

.5.2.1

1	21	8	11	3	7	0
2	20	4	10	7	1	0
3	25	8	1	4	0	0
1	23	10	12	2	0	0
2	18	6	7	10	0	0
3	23	5	12	10	0	0
1	28	15	7	3	4	8
2	26	8	12	2	0	11
3	30	5	8	10	1	13
1	33	10	5	2	5	16
2	29	4	8	13	0	12
3	28	2	10	9	1	14

.5.2.2

,

250 (. .5.2.2).

(1.1) ,

- -

.

.

1	0.22	0.21	0.2	0.1	0.2	0.33
2	0.58	0.21	0.19	0	0.2	0.17
3	0.89	0.29	0.02	0.1	0.2	0.14
4	0.21	0.54	0.04	0.1	0.2	0.53
5	0.5	0.5	0.13	0	0	0.44
6	0.84	0.52	0.03	0	0.2	0.21
7	0.29	0.84	0.14	0	0	0.82
8	0.54	0.88	0.12	0	0.2	0.56
9	0.86	0.86	0.13	0	0	0.45
10	0.2	0.2	0.65	0.1	0.2	0.41
11	0.6	0.21	0.62	0	0	0.26
12	0.84	0.29	0.57	0.1	0.1	0.18
13	0.25	0.56	0.52	0.1	0.1	0.68
14	0.55	0.56	0.63	0.1	0.1	0.55
15	0.8	0.54	0.51	0.1	0.1	0.3
16	0.22	0.81	0.54	0.1	0	0.94
17	0.58	0.86	0.64	0	0.2	0.69
18	0.83	0.81	0.62	0	0	0.58
19	0.21	0.23	0.98	0	0.2	0.64
20	0.58	0.3	0.93	0.1	0.1	0.32
21	0.86	0.3	0.82	0.1	0	0.25
22	0.28	0.6	1	0.1	0.1	0.72
23	0.57	0.56	0.8	0.1	0	0.54

24	0.82	0.58	0.82	0	0	0.4
25	0.25	0.9	0.95	0.1	0.2	0.93
26	0.58	0.81	0.81	0.1	0.1	0.77
27	0.8	0.86	0.95	0	0	0.65
28	0.21	0.21	0.05	0.3	0.2	0.26
29	0.52	0.27	0.02	0.2	0.1	0.12
30	0.83	0.29	0.04	0.2	0.1	0.07
31	0.23	0.59	0.15	0.2	0.1	0.49
32	0.5	0.55	0.2	0.3	0	0.38
33	0.87	0.52	0.16	0.3	0	0.21
34	0.2	0.82	0.14	0.3	0.1	0.77
35	0.5	0.88	0.06	0.2	0.1	0.55
36	0.88	0.8	0.18	0.2	0.1	0.43
37	0.24	0.26	0.62	0.3	0.1	0.42
38	0.56	0.3	0.7	0.2	0.1	0.21
39	0.89	0.2	0.7	0.2	0	0.84
40	0.25	0.59	0.6	0.3	0.1	0.67
41	0.57	0.53	0.59	0.2	0	0.45
42	0.9	0.59	0.7	0.2	0.2	0.29
43	0.24	0.85	0.65	0.3	0.2	0.8
44	0.5	0.86	0.55	0.3	0.1	0.65
45	0.82	0.81	0.66	0.2	0.1	0.51
46	0.23	0.23	0.94	0.2	0.2	0.54
47	0.57	0.28	0.86	0.2	0.1	0.3
48	0.87	0.25	0.98	0.2	0.1	0.14
49	0.22	0.6	1	0.2	0.1	0.73
50	0.5	0.55	0.87	0.3	0.2	0.46
51	0.9	0.51	0.87	0.3	0.2	0.35
52	0.3	0.81	0.97	0.3	0.1	0.87

53	0.54	0.81	0.98	0.2	0	0.71
54	0.89	0.9	0.9	0.3	0.1	0.59
55	0.28	0.28	0.01	0.6	0.1	0.27
56	0.57	0.23	0.11	0.5	0	0.16
57	0.8	0.26	0.19	0.6	0.1	0.08
58	0.23	0.58	0.09	0.5	0	0.43
59	0.51	0.55	0.1	0.5	0.2	0.26
60	0.82	0.51	0.2	0.5	0.1	0.18
61	0.24	0.82	0.05	0.5	0.2	0.77
62	0.55	0.81	0.18	0.6	0.1	0.42
63	0.87	0.81	0.08	0.6	0.1	0.37
64	0.29	0.27	0.66	0.5	0	0.38
65	0.54	0.3	0.63	0.5	0.1	0.23
66	0.86	0.3	0.65	0.6	0.1	0.79
67	0.25	0.53	0.64	0.5	0	0.63
68	0.59	0.56	0.65	0.5	0.2	0.45
69	0.82	0.52	0.59	0.5	0.2	0.24
70	0.28	0.84	0.64	0.6	0.1	0.83
71	0.59	0.8	0.5	0.6	0.1	0.54
72	0.82	0.9	0.64	0.5	0	0.48
73	0.21	0.2	0.8	0.6	0.1	0.49
74	0.56	0.25	0.9	0.6	0.1	0.24
75	0.88	0.28	0.99	0.6	0.2	0.2
76	0.27	0.55	0.86	0.5	0.2	0.69
77	0.54	0.59	0.85	0.6	0.2	0.46
78	0.89	0.58	0.83	0.6	0.1	0.36
79	0.23	0.82	0.8	0.6	0	0.87
80	0.58	0.85	1	0.6	0.1	0.75
81	0.85	0.84	0.95	0.5	0.1	0.52

82	0.27	0.22	0.08	0.9	0	0.25
83	0.51	0.24	0.2	0.8	0.2	0.08
84	0.86	0.23	0.18	0.8	0.2	0.09
85	0.25	0.55	0.03	0.9	0.1	0.44
86	0.59	0.59	0.05	0.8	0	0.29
87	0.86	0.58	0.13	0.9	0	0.14
88	0.27	0.84	0.12	0.8	0	0.71
89	0.5	0.85	0.15	0.9	0.1	0.45
90	0.85	0.85	0.02	0.8	0.1	0.31
91	0.3	0.3	0.67	0.9	0.2	0.41
92	0.54	0.25	0.57	0.8	0.1	0.21
93	0.85	0.24	0.61	0.8	0	0.79
94	0.28	0.55	0.51	0.9	0.1	0.57
95	0.52	0.55	0.65	0.9	0.1	0.37
96	0.81	0.55	0.5	0.9	0.1	0.2
97	0.24	0.88	0.63	0.8	0.1	0.79
98	0.56	0.9	0.66	0.8	0.1	0.56
99	0.89	0.85	0.61	0.8	0.1	0.38
100	0.22	0.2	0.88	0.9	0.1	0.43
101	0.51	0.24	0.85	0.9	0.1	0.3
102	0.84	0.26	1	0.9	0.1	0.17
103	0.24	0.55	0.96	0.9	0.1	0.57
104	0.55	0.54	0.87	0.8	0.1	0.46
105	0.88	0.59	0.9	0.9	0	0.35
106	0.29	0.8	0.98	0.9	0.1	0.82
107	0.54	0.89	0.91	0.9	0.2	0.7
108	0.81	0.86	0.84	0.9	0.1	0.58
109	0.25	0.21	0.18	0	0.6	0.48
110	0.58	0.28	0.07	0.1	0.5	0.37

111	0.89	0.28	0.14	0.1	0.7	0.2
112	0.22	0.54	0.04	0.1	0.5	0.67
113	0.58	0.59	0.12	0	0.7	0.51
114	0.81	0.52	0.11	0.1	0.6	0.33
115	0.25	0.81	0.19	0.1	0.6	0.94
116	0.5	0.84	0.07	0.1	0.7	0.67
117	0.9	0.81	0.05	0	0.6	0.52
118	0.25	0.3	0.6	0	0.6	0.55
119	0.57	0.2	0.66	0	0.5	0.34
120	0.86	0.2	0.56	0	0.6	0.25
121	0.29	0.58	0.65	0.1	0.6	0.79
122	0.57	0.53	0.6	0	0.6	0.57
123	0.9	0.52	0.66	0	0.7	0.42
124	0.28	0.85	0.66	0	0.6	0.91
125	0.55	0.88	0.67	0	0.5	0.7
126	0.88	0.85	0.64	0.1	0.5	0.61
127	0.26	0.22	0.85	0	0.6	0.67
128	0.56	0.26	0.97	0.1	0.6	0.41
129	0.81	0.26	0.87	0.1	0.5	0.32
130	0.23	0.57	0.9	0	0.5	0.8
131	0.6	0.57	0.87	0	0.6	0.67
132	0.9	0.57	0.98	0	0.5	0.45
133	0.26	0.88	0.83	0.1	0.5	0.94
134	0.56	0.84	0.87	0.1	0.7	0.85
135	0.82	0.9	0.85	0	0.6	0.73
136	0.23	0.27	0.11	0.2	0.5	0.33
137	0.51	0.23	0.07	0.3	0.5	0.25
138	0.8	0.22	0.16	0.2	0.6	0.9
139	0.25	0.59	0.19	0.3	0.6	0.56

140	0.6	0.51	0.07	0.2	0.6	0.46
141	0.84	0.53	0.05	0.2	0.7	0.28
142	0.27	0.82	0.17	0.3	0.5	0.81
143	0.52	0.9	0	0.2	0.6	0.61
144	0.84	0.88	0.1	0.3	0.7	0.44
145	0.25	0.24	0.62	0.2	0.6	0.45
146	0.57	0.26	0.7	0.3	0.6	0.28
147	0.9	0.23	0.69	0.2	0.6	0.9
148	0.2	0.55	0.53	0.3	0.5	0.64
149	0.58	0.53	0.69	0.3	0.6	0.5
150	0.8	0.59	0.58	0.2	0.6	0.34
151	0.2	0.82	0.51	0.3	0.6	0.94
152	0.57	0.86	0.55	0.2	0.6	0.7
153	0.81	0.9	0.57	0.2	0.6	0.55
154	0.23	0.22	0.98	0.2	0.6	0.58
155	0.5	0.2	0.88	0.2	0.7	0.38
156	0.86	0.22	1	0.3	0.7	0.2
157	0.2	0.58	0.8	0.3	0.5	0.7
158	0.51	0.55	0.94	0.2	0.6	0.55
159	0.84	0.58	0.83	0.3	0.6	0.43
160	0.21	0.9	1	0.3	0.6	0.89
161	0.55	0.82	0.84	0.2	0.6	0.83
162	0.84	0.84	0.8	0.3	0.7	0.7
163	0.21	0.25	0.07	0.5	0.6	0.36
164	0.52	0.21	0.08	0.5	0.6	0.26
165	0.86	0.3	0.2	0.6	0.6	0.2
166	0.26	0.54	0.08	0.5	0.6	0.51
167	0.55	0.58	0.05	0.6	0.6	0.37
168	0.9	0.53	0.15	0.6	0.6	0.26

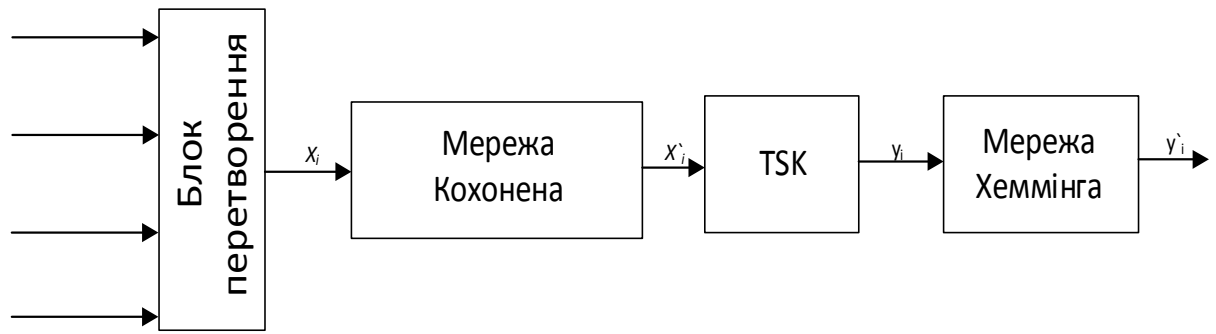
169	0.23	0.85	0.13	0.6	0.6	0.78
170	0.51	0.81	0.12	0.6	0.6	0.46
171	0.83	0.8	0.1	0.6	0.5	0.49
172	0.2	0.25	0.66	0.6	0.7	0.4
173	0.56	0.23	0.54	0.6	0.6	0.32
174	0.82	0.22	0.51	0.6	0.7	0.87
175	0.2	0.58	0.7	0.6	0.6	0.71
176	0.57	0.57	0.65	0.6	0.6	0.43
177	0.9	0.51	0.6	0.5	0.6	0.34
178	0.29	0.83	0.6	0.6	0.5	0.88
179	0.59	0.88	0.63	0.6	0.7	0.65
180	0.89	0.84	0.64	0.6	0.6	0.59
181	0.26	0.27	0.89	0.6	0.6	0.5
182	0.5	0.22	0.96	0.5	0.7	0.42
183	0.86	0.29	0.97	0.6	0.6	0.21
184	0.21	0.58	0.89	0.5	0.7	0.76
185	0.52	0.54	0.98	0.6	0.6	0.5
186	0.83	0.51	0.93	0.5	0.6	0.36
187	0.25	0.89	0.88	0.5	0.6	0.91
188	0.6	0.86	0.97	0.5	0.6	0.73
189	0.8	0.86	0.95	0.6	0.6	0.68
190	0.21	0.21	0.14	0.9	0.5	0.29
191	0.59	0.28	0.04	0.8	0.7	0.19
192	0.84	0.24	0.08	0.9	0.5	0.12
193	0.21	0.56	0.04	0.9	0.6	0.46
194	0.52	0.6	0.1	0.9	0.7	0.33
195	0.89	0.56	0.18	0.9	0.6	0.26
196	0.2	0.81	0.04	0.9	0.7	0.79
197	0.57	0.88	0.2	0.9	0.6	0.48

198	0.83	0.88	0.12	0.9	0.6	0.44
199	0.26	0.23	0.7	0.9	0.7	0.42
200	0.54	0.28	0.61	0.8	0.6	0.25
201	0.89	0.3	0.65	0.8	0.6	0.88
202	0.29	0.5	0.51	0.9	0.5	0.64
203	0.56	0.55	0.53	0.8	0.6	0.51
204	0.83	0.57	0.5	0.9	0.6	0.39
205	0.2	0.85	0.64	0.8	0.6	0.89
206	0.55	0.85	0.66	0.9	0.6	0.56
207	0.83	0.8	0.67	0.9	0.5	0.52
208	0.2	0.25	1	0.8	0.6	0.53
209	0.59	0.25	0.98	0.9	0.5	0.38
210	0.84	0.29	0.82	0.9	0.5	0.27
211	0.27	0.58	0.89	0.9	0.5	0.72
212	0.59	0.55	0.8	0.9	0.5	0.5
213	0.8	0.56	0.87	0.9	0.7	0.42
214	0.24	0.88	0.9	0.8	0.5	0.89
215	0.55	0.89	0.8	0.8	0.7	0.74
216	0.89	0.82	0.81	0.9	0.6	0.6
217	0.24	0.3	0.18	0	0.9	0.59
218	0.53	0.26	0.08	0	1	0.5
219	0.9	0.24	0.11	0	0.8	0.3
220	0.25	0.6	0.04	0	1	0.75
221	0.59	0.6	0.1	0.1	1	0.6
222	0.84	0.53	0.07	0	1	0.47
223	0.24	0.84	0	0.1	0.9	1.05
224	0.53	0.88	0.11	0	0.8	0.74
225	0.87	0.9	0.04	0.1	1	0.68
226	0.26	0.22	0.51	0.1	1	0.61

227	0.5	0.21	0.57	0.1	0.9	0.5
228	0.89	0.25	0.6	0	0.9	0.34
229	0.28	0.56	0.55	0.1	0.9	0.89
230	0.52	0.57	0.51	0	0.8	0.68
231	0.82	0.53	0.68	0.1	0.9	0.49
232	0.26	0.84	0.64	0	0.9	1.04
233	0.57	0.8	0.54	0	0.9	0.82
234	0.83	0.89	0.64	0.1	0.8	0.76
235	0.26	0.23	0.9	0.1	0.9	0.78
236	0.51	0.2	0.9	0.1	0.9	0.54
237	0.89	0.29	0.98	0	0.8	0.41
238	0.3	0.53	0.92	0	0.9	0.88
239	0.52	0.54	0.91	0	1	0.7
240	0.84	0.51	0.95	0	0.9	0.52
241	0.23	0.86	0.85	0	1	0.97
242	0.53	0.81	0.97	0.1	0.9	0.88
243	0.86	0.82	0.88	0	0.9	0.78
244	0.27	0.3	0.02	0.3	1	0.44
245	0.56	0.25	0.14	0.2	0.9	0.37
246	0.89	0.2	0.04	0.2	0.8	0.23
247	0.26	0.54	0.02	0.2	1	0.25
248	0.5	0.59	0.01	0.3	1	0.56
249	0.87	0.55	0.19	0.2	1	0.38
250	0.29	0.84	0.15	0.2	0.9	0.91

.5.2.3

TSK,5.2.3.



. 5.2.3.

TSK.

,

—

.

: i -

$$j = \overline{1,5}$$

, «1» « », «2» —

« », «3» — « ».

(,

).

(. 5.2.4).

3 1 1 1 1, 1

3 2 1 1 1, 2

1 3 1 3 1, 3

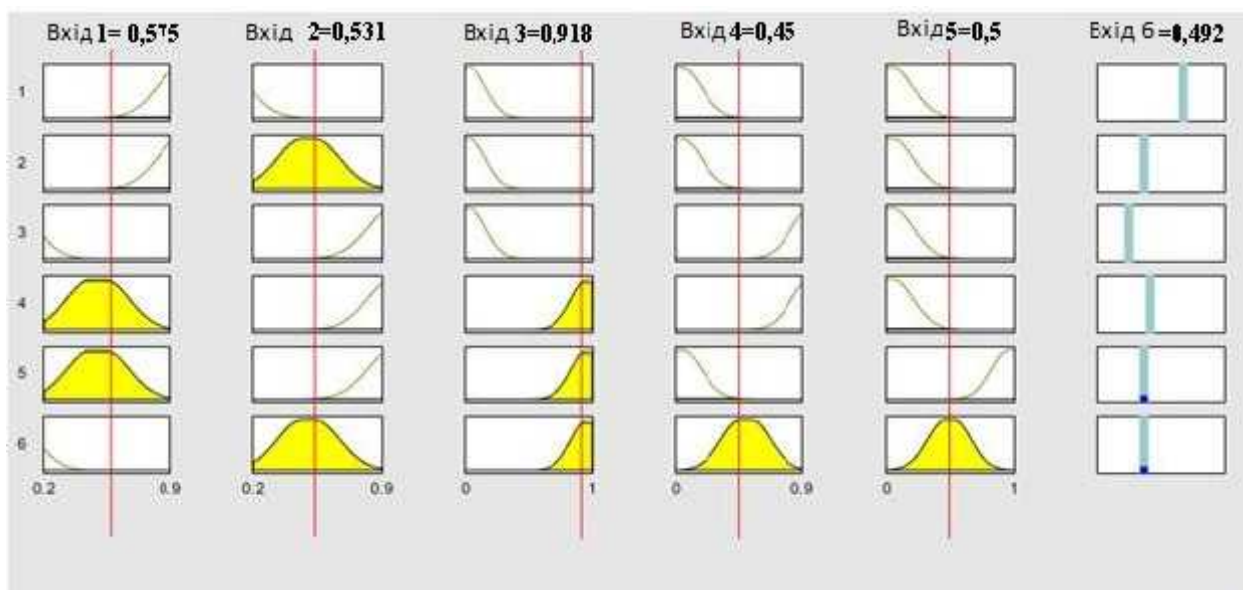
2 3 3 3 1, 4

2 3 3 1 3, 5

1 2 3 2 2, 6

. 5.2.4

. 5.2.5.



. .5.2.5.

$y = \text{gauss2mf}(x, [\text{sig1 } c1 \text{ sig2 } c2]),$

$$f(x; \sigma, c) = e^{\frac{-(x-c)^2}{2\sigma^2}}. \quad (.5.2.1)$$

[Input1]

NumMFs=3

MF1='mf1':'gauss2mf',[0.1359	-0.04	0.12365	0.0385]
MF2='mf2':'gauss2mf',[0.1359	0.4573	0.13645	0.5376]
MF3='mf3':'gauss2mf',[0.1353	0.9600	0.1359	1.04]

[Input2]

NumMFs=3

MF1='mf1':'gauss2mf',[0.1359	-0.04	0.13708	0.0408]
MF2='mf2':'gauss2mf',[0.1345	0.4609	0.13613	0.5401]
MF3='mf3':'gauss2mf',[0.1372	0.9597	0.1359	1.04]

. 5.2.3 5.2.4.

. 5.2.6

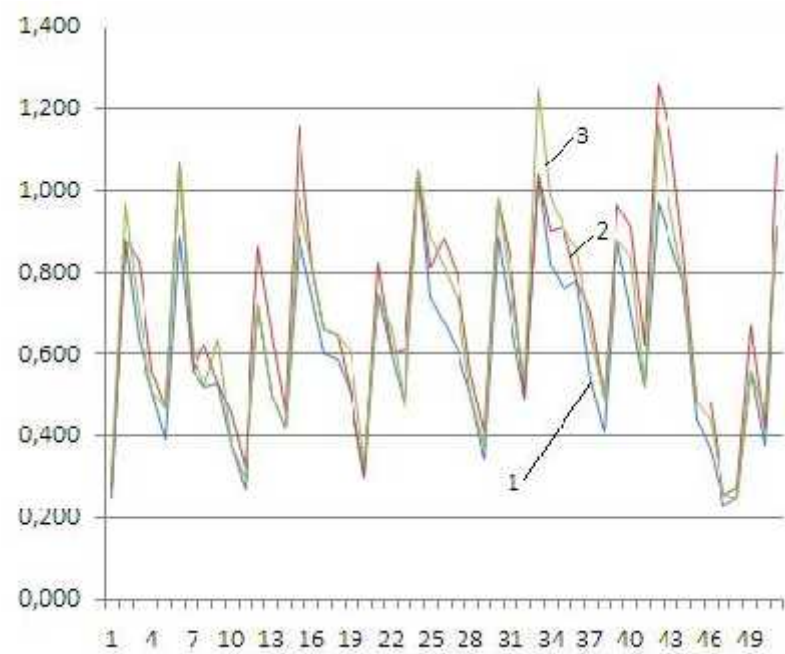
.5.2.7.

.5.2.3

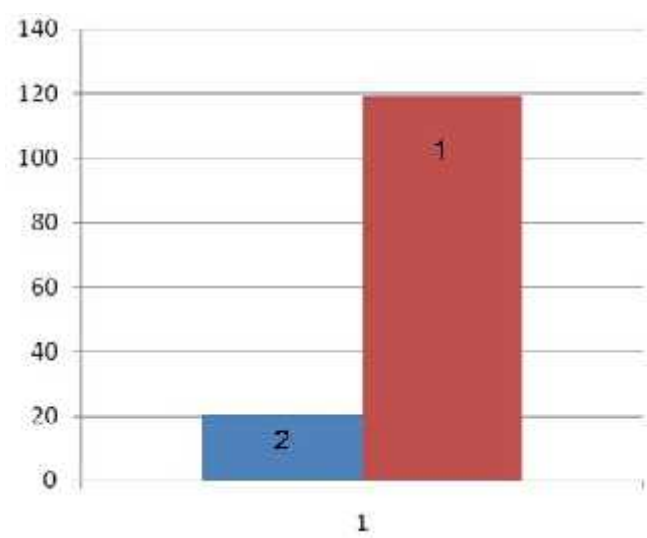
	NEFPROX	
0,250	0,275	0,300
0,880	0,968	0,968
0,640	0,832	0,640
0,510	0,561	0,510
0,390	0,468	0,468
0,890	0,890	1,068
0,560	0,616	0,560
0,520	0,520	0,572
0,530	0,689	0,583
0,380	0,456	0,380
0,270	0,270	0,270
0,720	0,936	0,792
0,500	0,600	0,550
0,420	0,462	0,462
0,890	0,979	0,979
0,740	0,888	0,888
0,600	0,600	0,660
0,590	0,649	0,649
0,500	0,500	0,550

.5.2.4

(NEFPROX)	83,54%
	91,52%



. 5.2.6. : 1 – ;
2 – NEFPROX; 3 –



. 5.2.7. : 1 – NEFPROX;
2 –

. 5.3

. 5.3.1

-

, ()

.

() Microsoft Windows,

.

,

.

1. *Windows.*

,

.

, C, C ++, Pascal, Delphi,

-

,

native win32 code.

.

:

,

,

.

2. (.NET Common Language

Runtime, Java Runtime Environment .).

(byte-code),

.

,

.

3.

.

,

.

.

:

—

,

;

— ' (« »);

— Windows,
();

— ;

— , .
,

.NET Framework 4 C #.

.NET Framework – Windows,

XML. .NET Framework .

1. , -
:
, ,
.

2. ,
.

3. ,
,

4. ,
.

5. Windows - .

6. ,

.NET Framework -

.

1.



. . 5.3.1.

2.

3.

4.



... 5.3.2.

5.3.5

5.3.2.

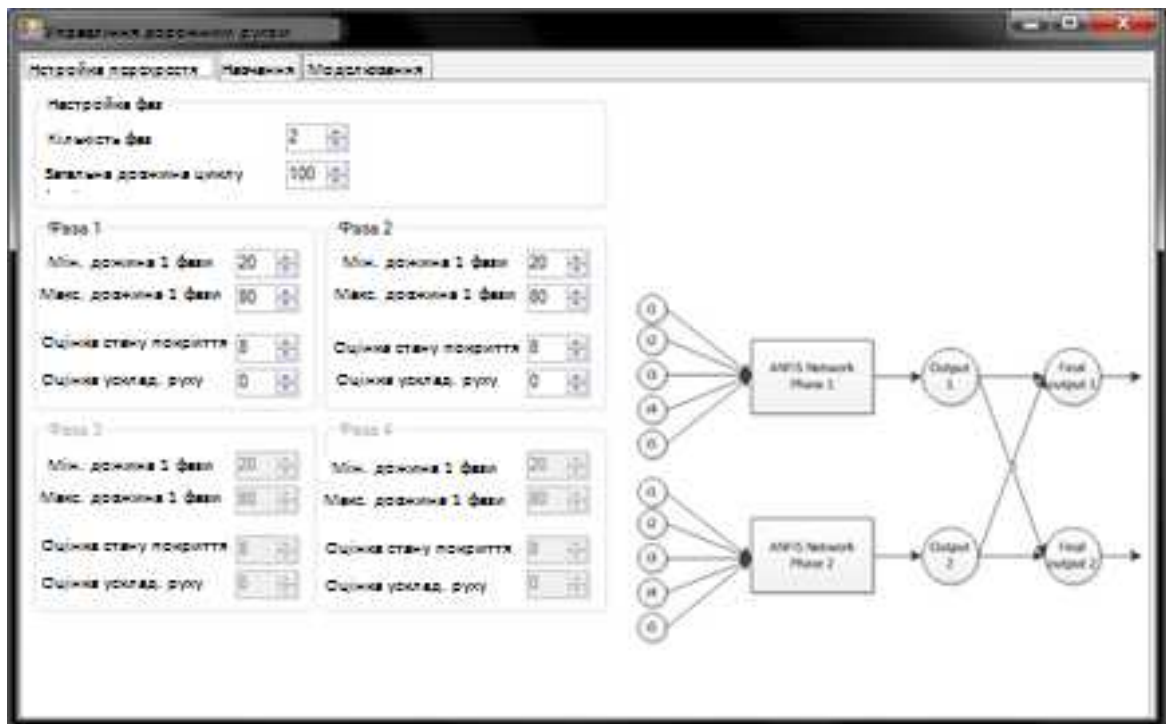
. 5.3.4

— « » (. 5.3.3).

, , (0 ... 8),

()

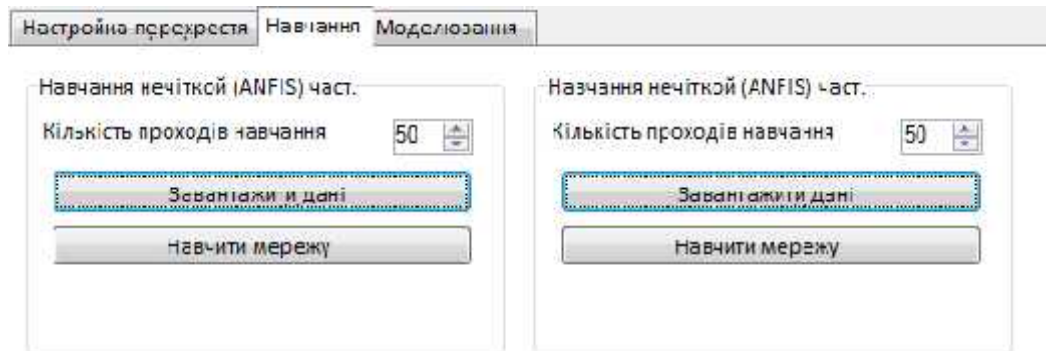
, —



. 5.3.3.

« » (. 5.34)

,



5.3.4.

(5.3.5)

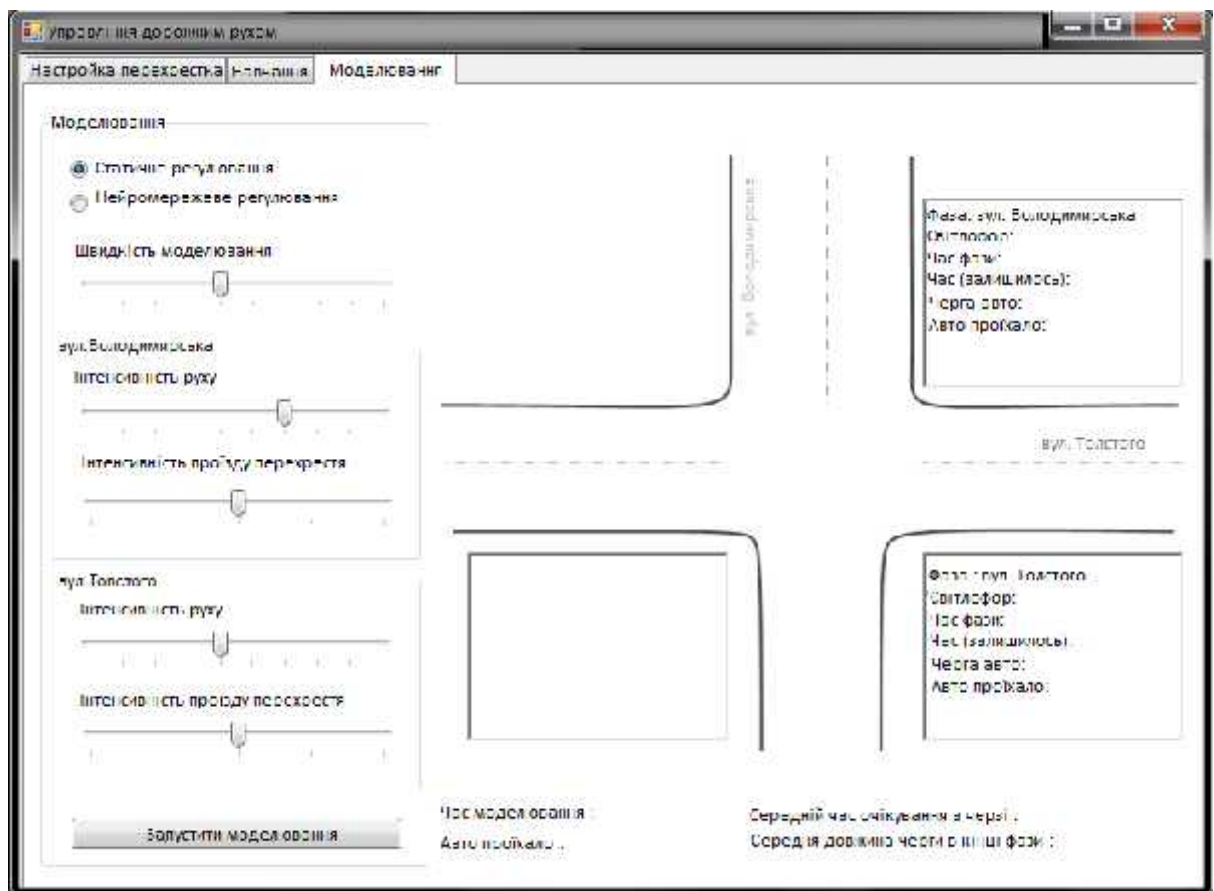
,

,

,

,

5.3.6.



5.3.5.

Моделювання

☒ Статичне регулювання
 ☐ Нейромережеве регулювання

5.3.6.

5.3.7).

Швидкість моделювання

вул.Володимирська

Інтенсивність руху

Інтенсивність проїзду перехрестя

вул.Толстого

Інтенсивність руху

Інтенсивність проїзду перехрестя :

5.3.7.

，
，
。

.5.3.5

.5.3.5.1

· ·
：
— · ；
— ·
100 。
，

· 4 ()
).

1. :
— (·) 56 ；
— (·) 40 。
2. :

.5.3.5.2

，
·
·
·
·
·

,

. . 5.3.8.

.

120 ().

. . 5.3.9.

Настройка фаз

Кількість фаз: 2

Загальна довжина циклу(сек): 100

. . 5.3.8.

Фаза 1	Фаза 2
Мін. довжина 1 фази: 20	Мін. довжина 1 фази: 20
Макс. довжина 1 фази: 80	Макс. довжина 1 фази: 80
Оцінка стану покриття: 8	Оцінка стану покриття: 8
Оцінка усклад. руху: 0	Оцінка усклад. руху: 0

. . 5.3.9.

—

20 , — 80 .

,

, 10- 8.

.

.

— 2699 (2704) .

:

—

;

—

(

).

,

,

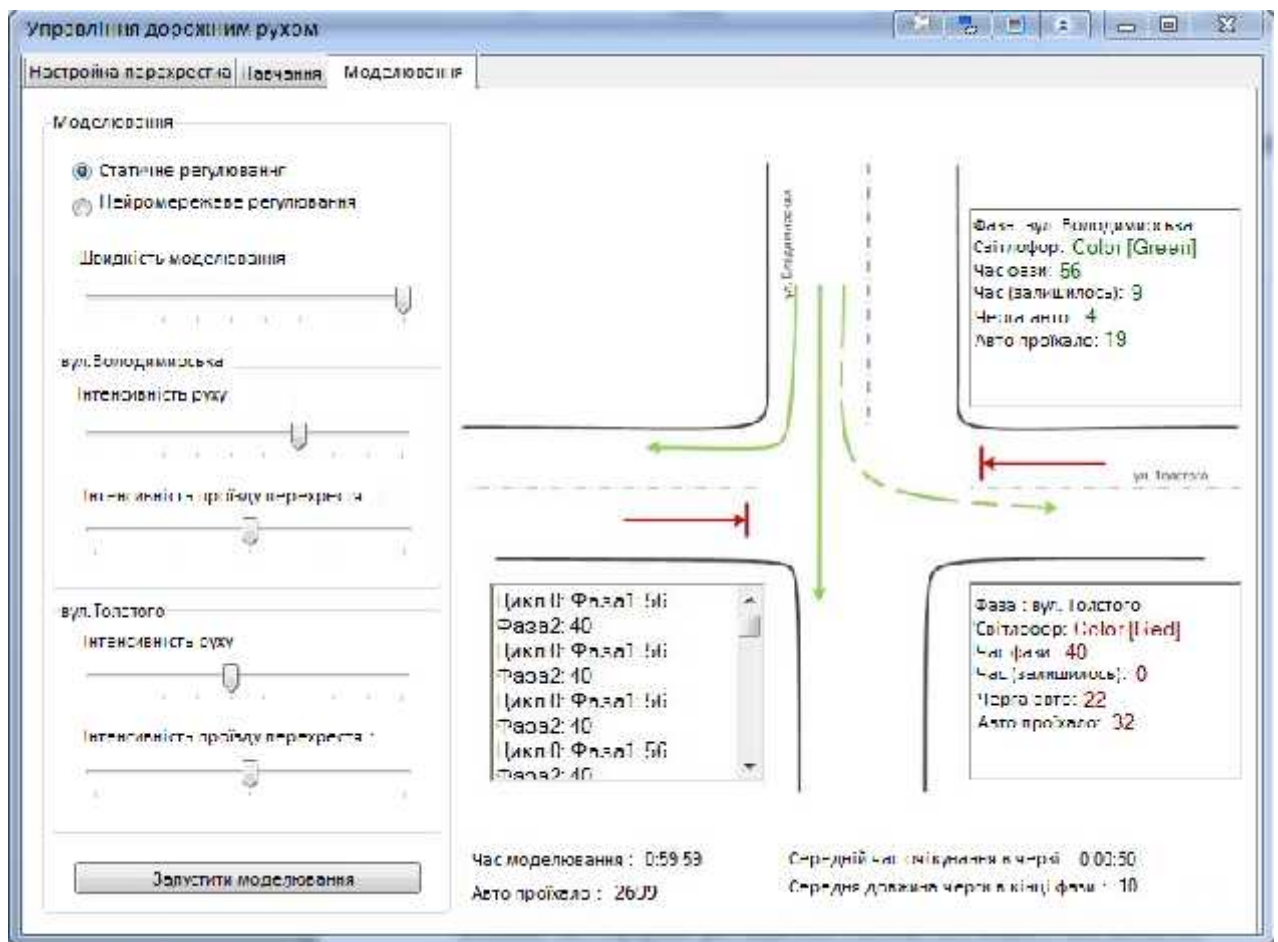
.

. 5.3.5.3

()

50 , . 5.3.10.

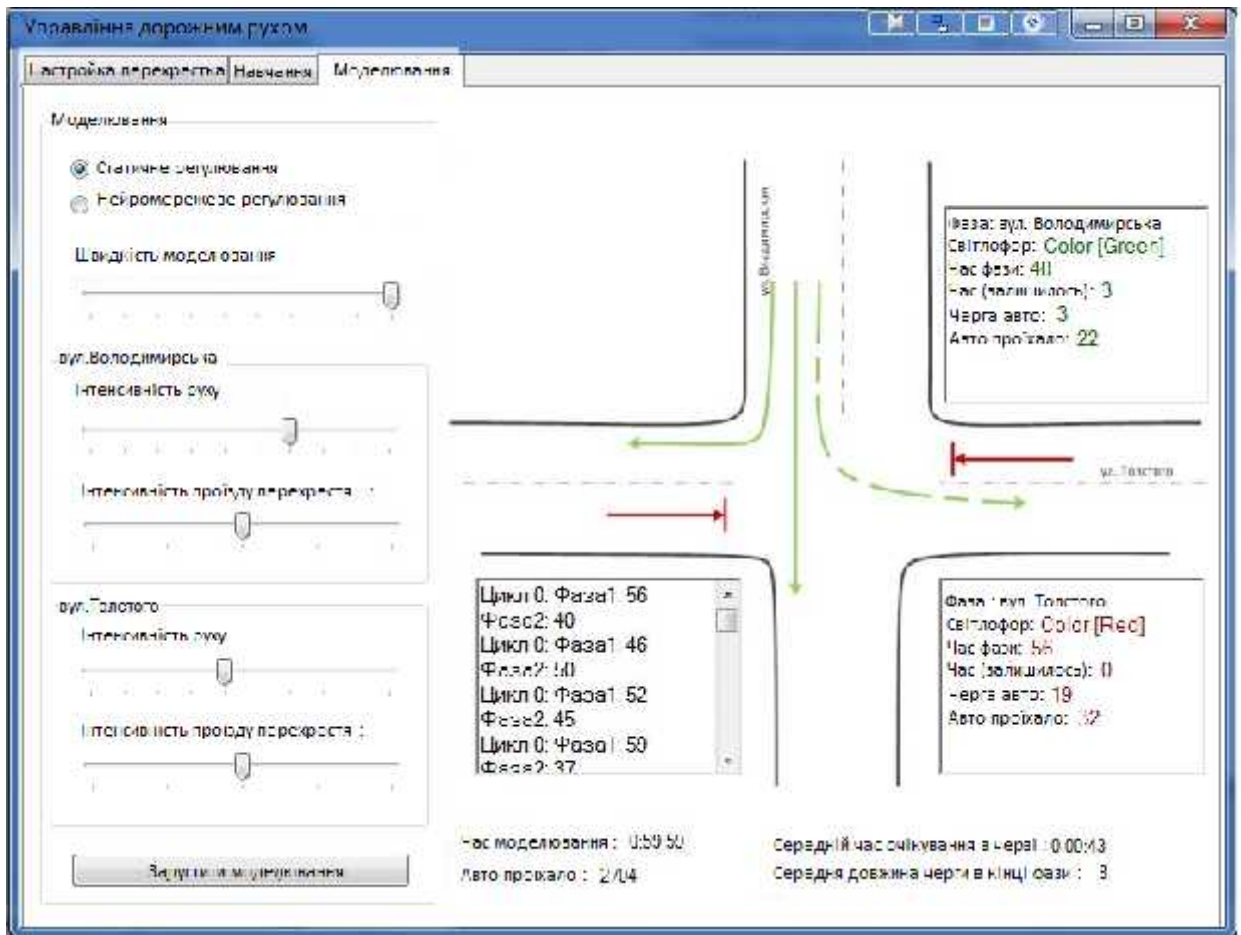
43 , . 5.3.11.



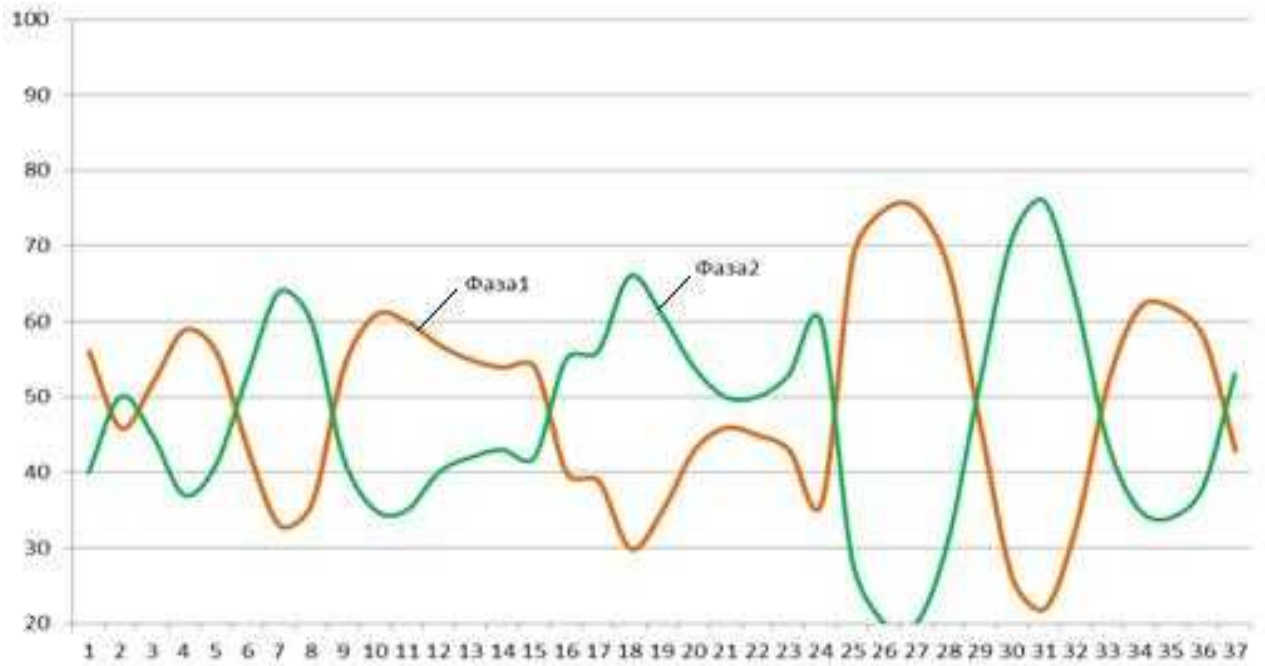
. 5.3.10.

. 5.3.12.

. 5.3.1.



...5.3.11.



...5.3.12.

. 5.3.1

.			T		
			,	,	, %
1	8.00–9.00	3500	108	82	-24 %
2	13.00–14.00	2700	50	43	-14 %
3	18.00–19.00	3700	122	99	-19 %

,
. . 5.3.2.

. 5.3.2

.					
					, %
1		3600	48	32	-33%
2		2700	10	8	-20%
3		3800	63	39	-38%

1. Chumachenko E.I. Traffic control system based on neuron networks/ E. I. Chumachenko // Electronics and Control Systems, N 3(41) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 35–40.
2. . . / . .
, . . // .: « », 2013. – 192 .
3. . .
, 1, 1999. – . 58–64.

[11], [5]; - () [3],
[13]; [10], [2];
; [5]. ,
 ,
 , [6] – [9].
 -
 ()
 (),
 ,
 , / .
 , (-
),
 .
 , ,
 (,) .
 ,
 ,
 .
 200 ,
 ,
 .
 : - (, AFP) [1];
 () 125 (125); () 15-3
(15-3); () 19-9 (19-9);
 () 242 (242); () 72-4
(72-4); -2- (2);
 (, PSA);
(,);
 ; ();
 ; ().

1. Hinton G. E., Vinod Nair. Rectrified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines. 2011, – pp. 56–66.
2. Hinton, G. E. “Reducing the dimensionality of data with neural networks” / G. E. Hinton, and R. R.Salakhutdinov, *Science*. 28 July 2006, vol. 313, No. 5786, pp. 504–507.
3. Hinton, G. E. A practical guide to training restricted Boltzmann machines. (Tech. Rep. 2010-000). Toronto: Machine Learning Group, University of Toronto. 2010, pp. 160–169.
4. Katkovnik, V. “Spatially adaptive support as a leading model selection tool for image filtering” / V. Katkovnik, A. Foi, K. Dabov, and K. Egiazarian // Proc. First Workshop Inf. Th. Methods Sci. Eng., WITMSE, Tampere, August 2008, pp. 365–457.
5. . / . , . . –
 .∴ , 2005. – 635 c.
6. . . / . .
 , . . , . . // ∴ « », 2013. – 236 c.
7. . . /
 . . . – ∴ , 2003. – 698 c.
8. . . :
 . / . . , . . . – : , 2008. – 192 .
9. Bennedbaek FN, Perrild H, Hegedüs L Diagnosis and treatment of the solitary thyroid nodule. Results of a European survey. – Clin. Endocrinol. (Oxf), 1999. – 357 .
10. Hamberger, B Fine-needle aspiration biopsy of thyroid nodules. Impact on thyroid practice and cost of care. - Am J Med 73, 1982. – 381 .

11. Mazzaferri Management of a Solitary Thyroid Nodule. N Engl J Med, 1993. – 553 .
12. - , 2006. – 80 .
13. ,
, – . - , 2004. – 367 .
14. , / . . .
. 2000. - (<http://crystalway.pspu.ru>).
15.
// , . . .
, – : , 2008. –
120 .
16.
/ , // . –
2012. – 3. – . 37–42.
17. / . . .
, // . – 2011. – 2. –
. 94–98.
18.
/ , // . – . : –
2012. – 2. – . 57–65.
19. / . . .
. . . . , , . - .
. – . : , 2006 – 304 .
20.
- / , – . : , 2004. –
. 43–273.

7

7.1

2009 44013
1058524
3190 (66) 1635
2013
2- 2013 7008
645 , 6
339 (-36,3%), 18
32
343 963 . . (88 996 . . ,
- 254 967 . .).
119
12,7
(52 9
(68,4%)
() . 4796
18,8%.

2215 (–36,0%),
30 37 . . (–43,6%), – 76 775 .
. (–43,0%).

185 (313 498), 21
(6 27).
, ,
23,9% 350,
5,0% .
, ,
10%.
, –
219 (62,6% ,),
– 75 (21,4%) ,
– 40 (1,1%).
, ,
20 . 666 . . (23,2%
).
517 (–11,3%).
, 19,8% 19 . 318 . . ,
28 731 . . (–39,9%).
396 (66,4%),
– 92
(15,4%), 89 (14,9%) –
, ,
19 (2,5%).
,
.
,
,
,

,

,

.

•

,

,

,

()

 $(\quad),$

,

.

,

•

,

,

,

•

.

,

—

.

,

—

,

•

—

•

—

,

,

•

2

•

.

– 80–90%;

-

,

– 50–60%;

-

-

9–15%.

,

,

,

,

,

—

.

,

,

,

,

.

,

()

,

.

,

,

,

,

,

80-

.

-

—

.

21

1999 .

1943

,

.

,

.

,

-

,

,

1996 ,

.

15.05.2006 . 288
05.07.2006 . 785/12659

,

.

,

2009 ,

.

.

-

,

,

,

,

.

,

,

,

,

.

.7.2

,

, ().

»,

»,

3-

», « I- », « - ». ,

», « ».

.

« »

,

(150–174).

GSM-

SMS,

, ,

. GPRS

.

GSM-

, ,

, « - ». ,

, -

GSM-

.

, ,

GSM, ,

: , , SMS. —

, « -5 »

.

« »

,

», « ».

« », « », « », « », « », « », « ».

« », « ».

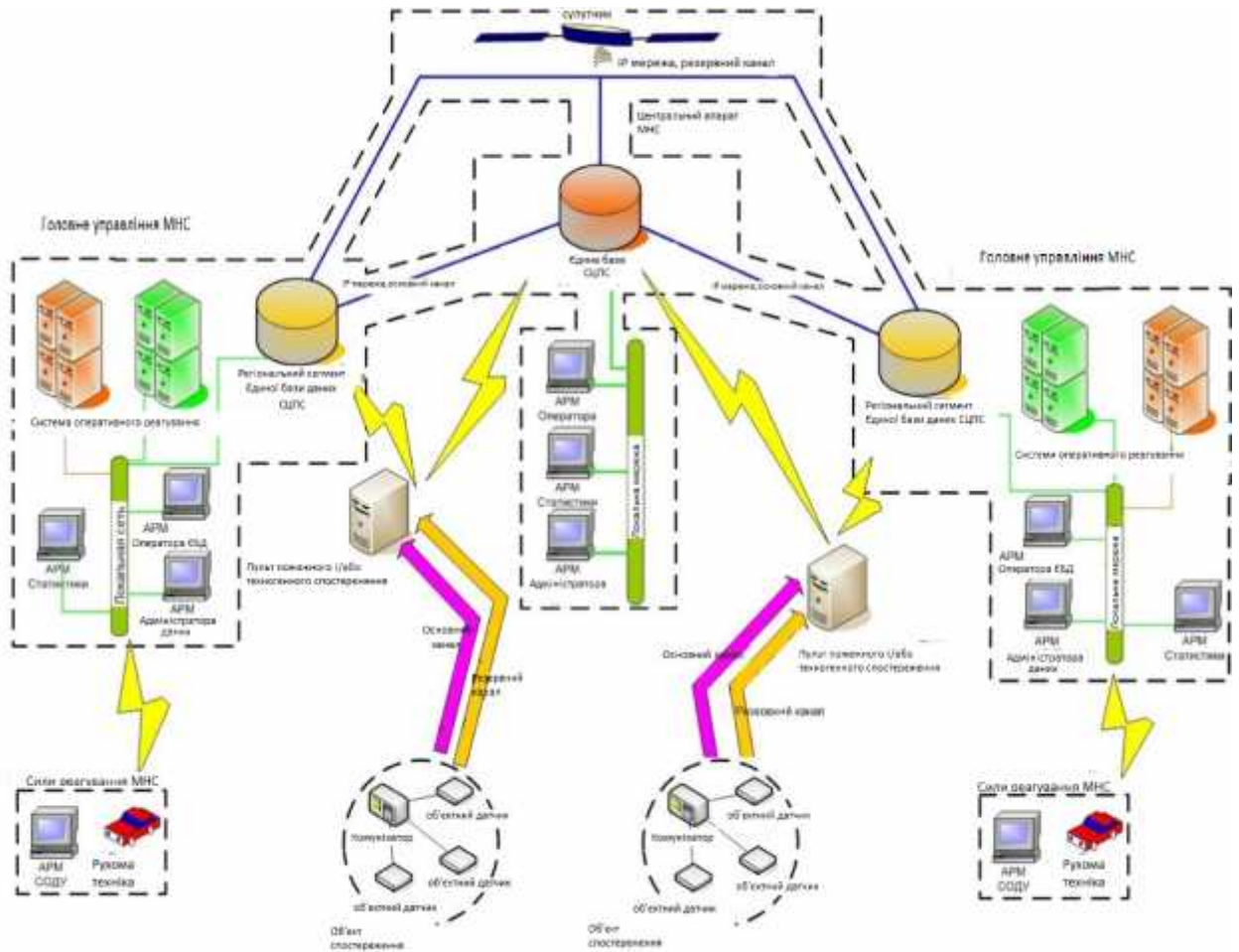
« »

,
 ,
 , : , , ,
 , , . ,
 . « »
 GSM.
 (, «LARS»)
 [3].
 « »
 ,
 .
 « - », « - », « -10», «030 », «NEMROD-
 40» (); « -3», « -6», « » (
), « », « ».
 4–24,
 (– 128),
 . 2000 ,
 – VIRIAL-RFM (65536×8), « » (64
 8).
 .
 :
 —
 ,
 . :
 GSM,
 (« », « »);
 —
 ,
 .

7.3

(. 7.3.1),

().



. 7.3.1.

:

— ()

;

—

,

;

—

()

112;

— () ;

— , ,

;

— ’ ;

— ;

— ;

— .

()

()

(

),

, . ,

.

,

,

Web-

.

.

112

,

112

— , :

—

;

— 112

,

.

— :
pr 50136-1
— ;
— (,)
— ,
— ;
— , ,
— () ;
— , ,
— ()
— .
— :
— , ;
— / , ,
— ;
— /
— , ;
— , ,
— ;
/ , ;
— , , ;
— 112;
— , ,
— ,
— Web-
— , ,
— ,

’ ,
() .
,
,
. .
. .
. .
, , .
, , .
, .
, ,
, ,
60839-5-1-2003,
60839-5-2, 60839-5-4, CLS- TS 50136-4, pr N
50136-1.

() .
()
. .
,
(
,
(
,

， () ， ，

112

- ()

·

-

，

50136-1.

:

1.

(,)

112.

2.

，

，

·

3.

·

4.

·

·

·

1.

()

(

).

2.

().

3.

·

.

1. .

2. .

3. . , ,

:

— ;

— , , ;

—

.

:

—

, ;

—

112

() ;

—

.

50136-1 99.8%.

, 50136-1.

10 .

, .

/

.

， /

/ :

—

；

—

·

/

， —

·

·

·

，

·

()

·

·

.7.4

(. .7.4.1)

() « « 112»

， - 112 .

SOS Alarm («112»),

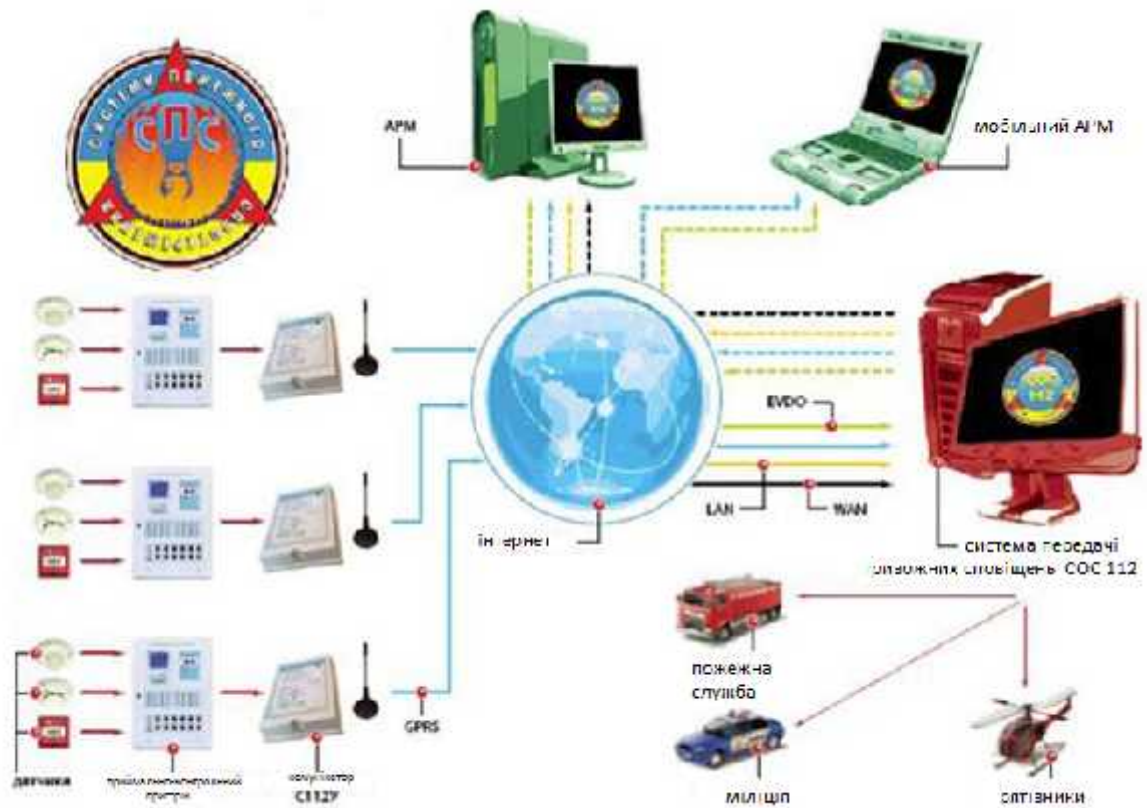
，

，

(, -).

«112».

112 ,
online-
GSM-
GPRS [2].



. 7.4.1 «

« 112»

SIM-

’ ,

.

,

— , , ,

,

,

SMS

,

SMS

-mail

SOS Access V3

CoordCom

-

,

,

,

,

-

,

:

—

«112»;

—

—

CoordCom;

:

,

.

— , ;
— ,
— ,
(,), ,
GPS-
;
— , ,
EN 54, . 21;
— Z-
;
— (,)
),
;
— ,
, ;
— ,
, , ;
—
.
, ,
, , -
, (,)
,
.
() ,
, ,
, ,
, ,
, .

，

·

，

，

，

·

，

·

，

，

，

，

·

·

，

·

·

，

·

.7.5.2

() « 112»

:

—

();

—

();

—

();

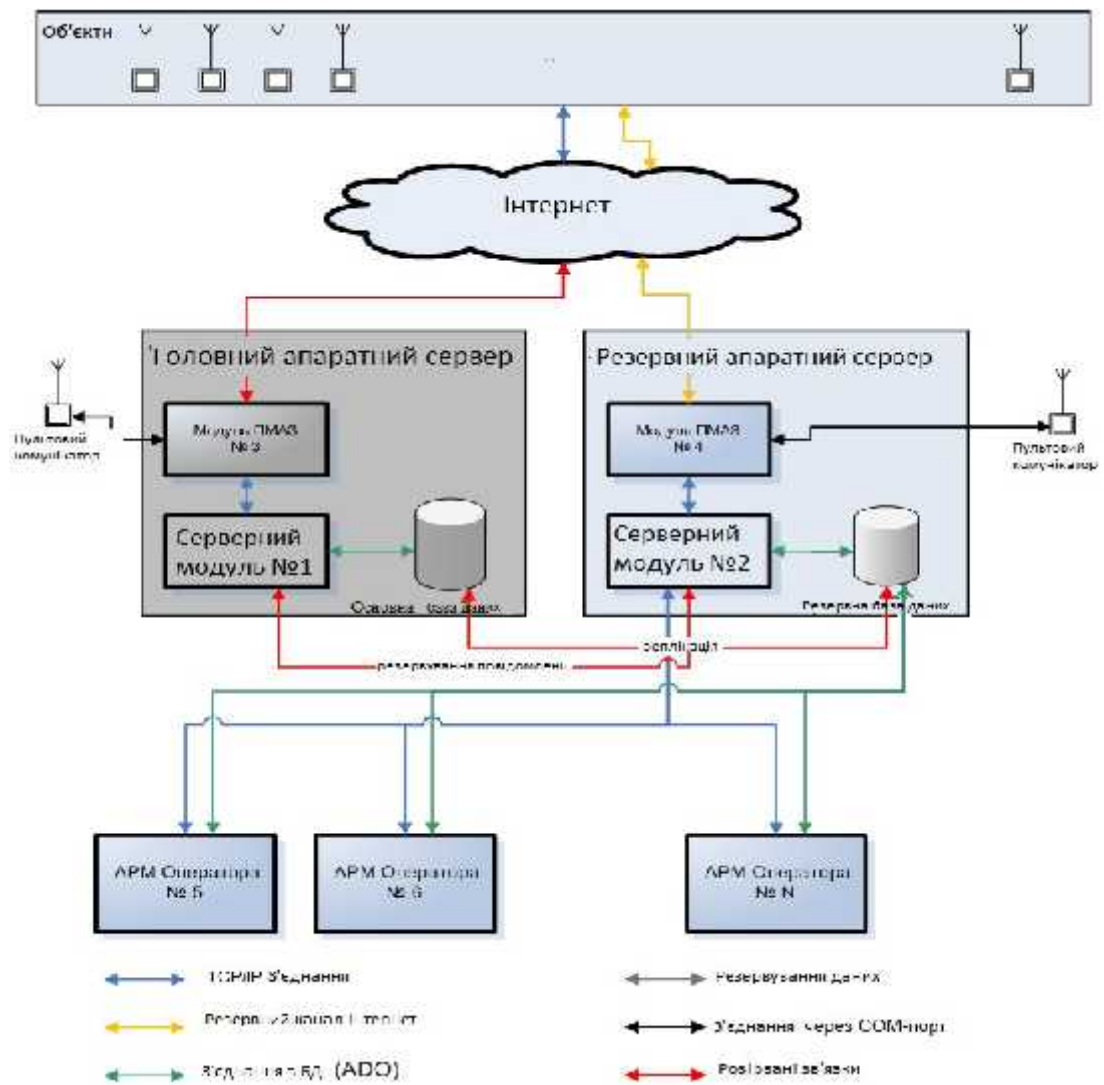
—

();

. 7.5.1.

TCP / IP,

IP- [3].



. 7.5.1.

· ,

· ,

· , TCP/IP.

· () ini- .

· , .

() — .

· :

— .

· ,

· ;

— (

)

· ;

— ;

— , .

· ,

· ;

— , , .

· ;

— .

· .

[6].

· ,

ini- ,

· .

·

— ,

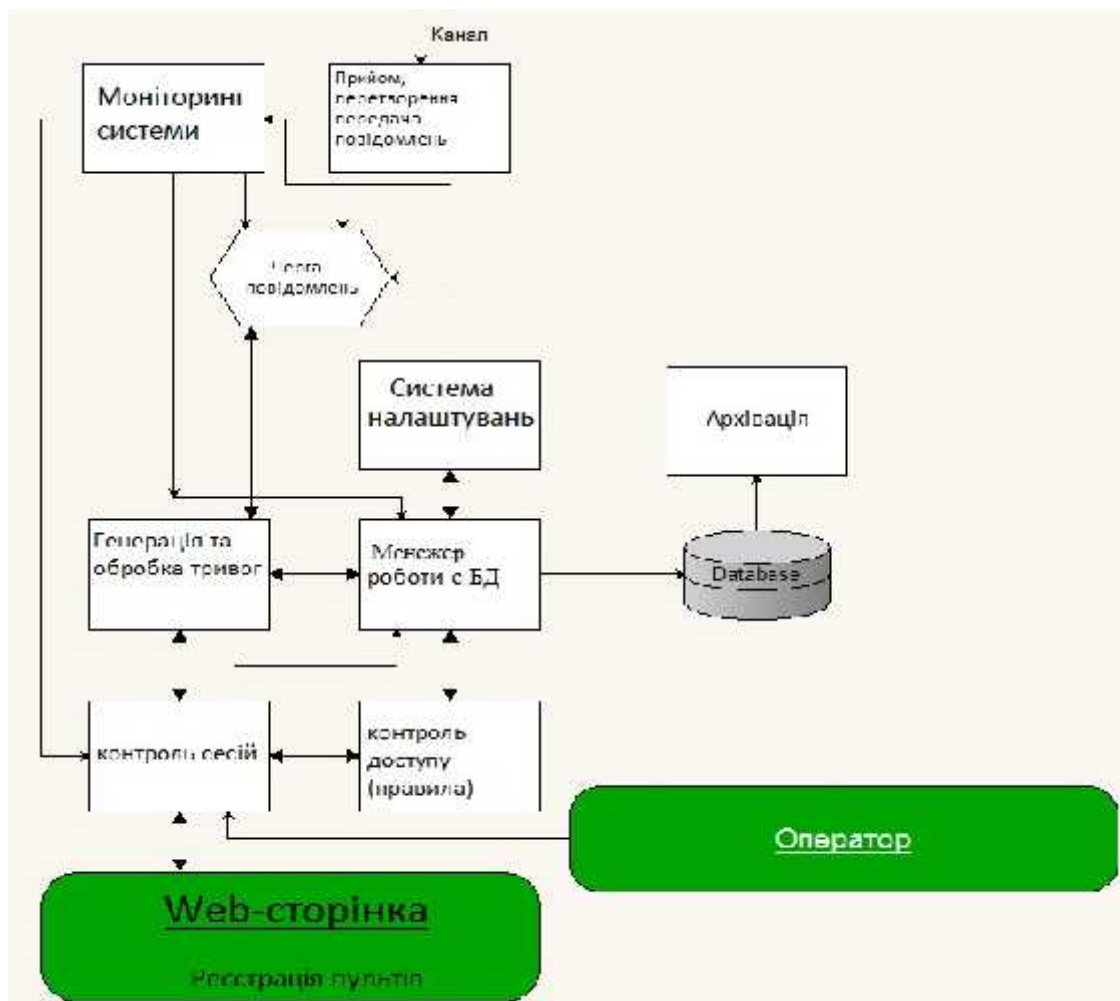
:

— , ;

- ;
- ;
- ;
- , , .
- , :

SOS Access V3.

-
- ;
- , , .



. 7.5.2.

:

— ;

— ;

— ..

P_s

— , :

— :

— $M \leq 25$

$M \leq 40$ — ;

— $M > 25$ с

$M > 40$ с — .

— ,

— ,

— ,

— ,

V_0 , (—

)

V_v .

— ,

— .

— ,

— , [4].

— . t_0 — ,

$M(x_0, y_0)$ — . t_k —

$K(x_k, y_k)$. ,

— ,

— ,

— ,

— ,

— .

$$\frac{dm}{dt} = \psi \sum_i G_i, \tag{.7.6.5}$$

m — , ; ψ —
 , / ; $\sum_i G_i$ —
 , / .

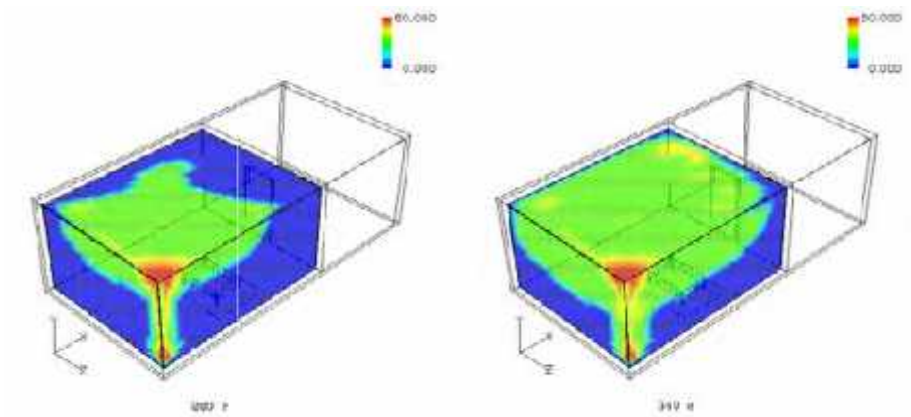
$$\frac{dU}{dt} = Q - Q + \sum_i c_p T_i G_i, \tag{.7.6.6}$$

U — , ; Q —
 , / ; Q —
 , / ; $\sum_i c_p T_i G_i$ — ,

, .
 ,
 ,
 — , — .
 , , .

(1000–1000000).

(. 7.6.1).



. 7.6.1. 3D-

SOFIE

:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_j) = 0. \tag{. 7.6.7}$$

:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho u_j) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_j u_i) = -\frac{\partial \rho}{\partial x_i} + \frac{\partial \tau_{ij}}{\partial x_j} + \rho g_i. \tag{. 7.6.8}$$

,

,

:

$$\tau_{ij} = \mu \left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) - \frac{2}{3} \mu \frac{\partial u_k}{\partial x_k} \delta_{ij}. \tag{. 7.6.9}$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho h) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_j h) = \frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\frac{\lambda}{c_p} \frac{\partial h}{\partial x_j} \right) - \frac{\partial q_j^R}{\partial x_j}, \tag{. 7.6.10}$$

$$h=h_0+\int_{T_0}^T c_p dT+\sum_k Y_k H_k \quad - \qquad \qquad \qquad ; \quad H_k \quad -$$

$$k \text{ - } \qquad \qquad \qquad ; \quad q_j^R \text{ - } \qquad \qquad \qquad x_j.$$

$$k:$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho Y_k)+\frac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_j Y_k)=\frac{\partial}{\partial x_j}\left(\rho D\frac{\partial Y_k}{\partial x_j}\right)+S_k. \qquad \qquad \qquad (\quad .7.6.11)$$

$$(\quad .7.6.7) - (\quad .7.6.11)$$

.

:

$$p=\rho R_0 T \sum_k \frac{Y_k}{M_k},$$

$$R_0 \text{ - } \qquad \qquad \qquad ; \quad M_k \text{ - } \qquad \qquad \qquad k \text{ - } \qquad \qquad \qquad .$$

.

,

.

.

,

,

,

.

,

.

.

,

.

,

.

.

[1].

.7.6.3

• , , , ,
;

• DOC- .
.
.
:
:
:

12.1.004-91.

-
- .
-
-
-
-
- 2D / 3D

•
• , , , ,
vacnet 4.

, , , , ,
.
.
:
:
:
:

BuildingExodus.

. BuildingEXODUS

« - , - ».
 ,
 ,
 , , , .

Simulex.

.
 :
 , . ,
 , , .
 : « ».
 $0,2 \times 0,2$.
 ,
 .
 .
 :
 , , , ,
 ,

«C »
 , «C »

,
 (
 « »
 ,).

- ,
- , ;
- ;

• , (SigmaFire);

• , (SigmaEva);

• 3D- , .

()

SigmaFire © SigmaEva © , - .

«C »

:

•

;

• , ;

• ;

• 3D- ,

.

3D-

:

1) ;

2) ;

3) ();

4) 2 ();

5) HCl ();

6) O2 ();

7) , 1,7 ,

.

:

- ,
- ,
- ($> 6 / ^2$) ,
- , ,

.

PyroSim

PyroSim FDS,

,

.

PyroSim

,

.

«

,

» (

382 30.09.2009,

,

749 12.12.2011) , «

, » (404 10.07.2009).

PyroSim

AutoCAD

DXF

DWG.

3D-

,

(, ,) –

CAD- , .

, PyroSim

GIF,

JPG

PNG

,

,

.

PyroSim

,

.

,

(
)
PyroSim
, (, , ,).
.
PyroSim
, ,
.
.
.
-
SmokeView, NIST.
, ,
.
, PyroSim
.
Pathfinder
Pathfinder –
,
.
Pathfinder
-
.
«
,
» (382 30.09.2009,
749
12.12.2011), «
, » (404 10.07.2009).

7.7

$$A = \{a_i\}, i = \overline{1, n} \qquad C = \{c, j\}, j = (1, m)\}, \qquad f_i f_j, \quad i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m} \quad -$$

$$- \qquad (\qquad) \qquad ($$

$$) \qquad N_p(f_i f_j), \qquad ,$$

$$f_i f_j, \quad i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}.$$

$$P_{ijk}, \qquad (\qquad)$$

$$f_i f_j \qquad ,$$

$$t_{ijk} = \sum_{i=0}^r \Delta t_i, \qquad r -$$

$$, \qquad k- \qquad , \qquad \Delta t_i -$$

$$k-$$

$$\Phi(P) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{N_p(j)} P_{ijk} t_{ijk} \rightarrow \min \quad , \qquad (\quad .7.7.1)$$

$$:$$

$$- \qquad f_i f_j \qquad :$$

$$\sum_{k=1}^{N_p(i)} P_{ijk} = 1 \quad \forall k \in N_p(j), \qquad (\quad .7.7.2)$$

$$- \qquad m \cdot n :$$

$$\Phi(P) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^{N_p(j)} P_{ijk} = m \cdot n. \qquad (\quad .7.7.3)$$

$$P_{11_1}, P_{11_2}, P_{11_3} \qquad P_{22_1} \qquad P_{22_2} \qquad , \qquad .$$

, (.7.7.1)
(.7.7.2), (.7.7.3).

.7.8.

, . 7.8.1.
. 7.8.2.

ХОП

Вихідні дані про будівлю

Кількість припіщень

Кількість людей в будівлі

Кількість аварійних виходів

Джерела загорання

+

ОК

Cancel

. 7.8.1.

ХОП

План будівлі

1

2

3

4

5

6

7

8

9

10

11

12

13

14

15

16

17

18

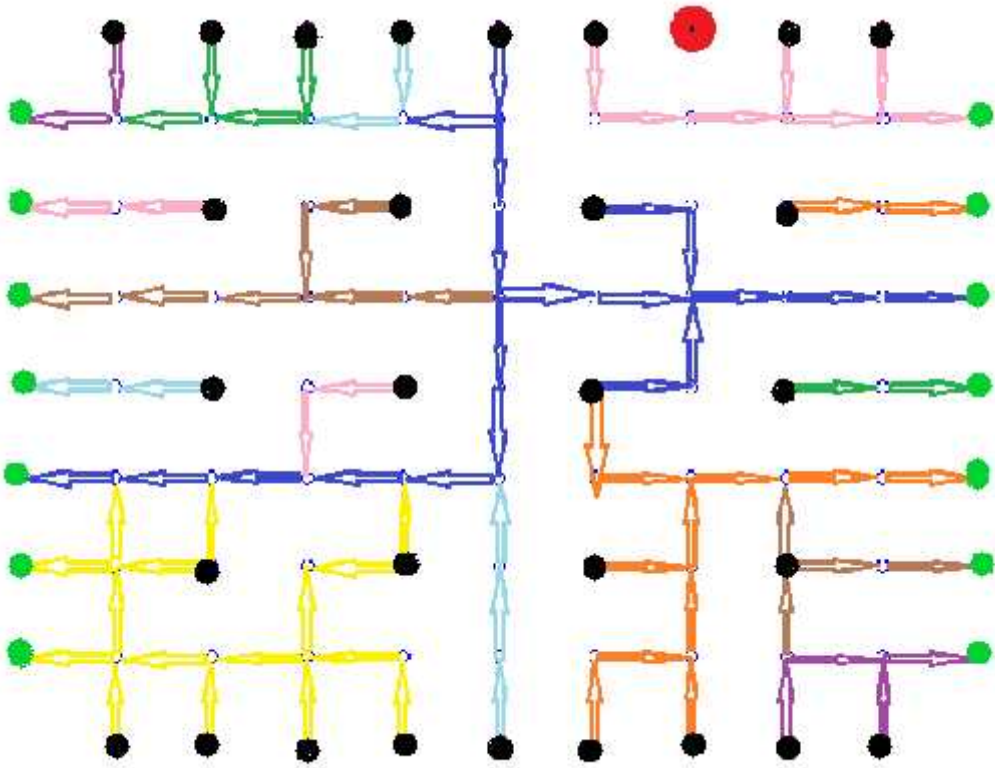
ОК

Cancel

. 7.8.2.

.7.9

7 .
700 , () – 500 .
 ,
 .
 , .7.9.1.



.7.9.1.
 ,
 ,
 .

1. Chumachenko E. I. Building a system of simulation modeling for spatially-distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113.
2. Chumachenko E. I. Fire monitoring intellectual information system / E. I. Chumachenko, V. L. Kupriyanchyk // Electronics and Control Systems, N 2(44) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 81–84.
3. Chumachenko E. I. Simulation modeling of spatially-distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113.
4. Chumachenko E. I. Fire monitoring intellectual information system / E. I. Chumachenko, V. L. Kupriyanchyk // Electronics and Control Systems, N 2(44) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 81–84.
5. Chumachenko E. I. Simulation modeling of spatially-distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113.
6. Chumachenko E. I. Fire monitoring intellectual information system / E. I. Chumachenko, V. L. Kupriyanchyk // Electronics and Control Systems, N 2(44) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 81–84.
7. Chumachenko E. I. Simulation modeling of spatially-distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113.

«ЗАТВЕРДЖУЮ»
Декан ФІОТ НТУУ «КПІ»
ім. І. Сікорського
С.Ф. Теленік

" " _____ 2018 р.



**Акт впровадження
у навчальний та науковий процеси Національного технічного
університету України «Київський політехнічний інститут»
ім. І. Сікорського результатів докторської дисертаційної роботи
Чумаченко Олени Іллівни
«Структурно-параметричний синтез гібридних нейронних мереж»**

Результати дисертаційної роботи доцента кафедри ТК, канд. техн. наук, доцента Чумаченко О.І. впроваджені у навчальний та науковий процеси кафедри технічної кібернетики Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут» ім. І. Сікорського у вигляді: курсу лекцій дисциплін «Теорія систем і системний аналіз», «Комп'ютерне моделювання систем», «Еволюційне моделювання», «Автоматизовані системи прийняття рішень» для студентів 3-го, 4-го та 5-го курсів факультету Інформатики та обчислювальної техніки, при керівництві бакалаврськими, магістерськими роботами, науковому керівництві аспірантами, науково дослідної роботи за темою «Розробка методів, алгоритмів структурно-параметричного синтезу гібридних нейронних мереж та створення на їх основі інтелектуальних систем розв'язання прикладних задач».

Зав. кафедри ТК

Секретар кафедри ТК

І. Р. Пархомей

Т. А. Ліхоузова

Затверджую
Головний інженер ДП «ВО Київприлад»

Білий В. М.

« » 2018р

АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи
Чумаченко Олена Іллівна
«структурно-параметричний синтез гібридних
нейронних мереж» подану на здобуття наукового
ступеня доктора технічних наук

Комісія у складі: голови комісії, начальника конструкторського бюро Подольського В.П., начальника відділення Кошмана О.Г., провідного фахівця Нікіфорова Ю.П. цим Актом засвідчує, що результати дисертаційного дослідження Чумаченко О. І., а саме інтелектуальна система прогнозування на основі гібридної нейронної мережі з нейронами типу SigmPL, були викиростана для прогнозування попиту на лінійку пристроїв релейного захисту МРЗС.

Впровадження системи дозволило визначити оптимальним чином замовлення на комплектуючі та витратні матеріали і тим самим скоротити витрати.

Голова комісії,

Начальник конструкторського бюро

Члени комісії:

Начальник відділення

Провідний фахівець

Подольський В.П.

Кошман О.Г.

Нікіфоров Ю.П.

«ЗАТВЕРДЖУЮ» *

Керуючий партнер
Сімейної клініки «Амеда»

_____ О.М. Авдєєв
« _____ » « "АМЕДА" » 2017 р.

А К Т

впровадження результатів дисертаційної роботи Чумаченко О.І.,
представленої на здобуття вченого ступеня доктора технічних наук

Спеціалісти діагностичного відділення клініки «Амеда», розглянувши матеріали дисертаційної роботи Чумаченко О.І. прийшла до висновку, що у результаті виконання робіт по створенню інтелектуальної системи діагностики захворювань печінки були використані наступні положення дисертації, а саме:

- структура інтелектуальної дворівневої системи захворювань печінки;
- методи оптимізації параметрів загорткових нейронних мереж, які складають нижній рівень діагностичної системи і використовуються для обробки зображень УЗД, КТ, МРТ, еластограф;
- структурно-периметричний синтез мережі верхнього рівня, вхідними параметрами якої є результати обробки УЗД-, КТ-, МРТ-зображень, еластографія, результати біохімії, аналізу крові, показники маркерів та зовнішнього огляду лікаря.

Використання даних положень дисертаційної роботи дозволило:

- знизити кількість пацієнтів, які потрапляють на біопсію;
- скоротити витрати на проведення лікувальних і профілактичних обстежень;
- прискорити і спростити роботу медичного персоналу;
- виступати в якості додаткового експерта при ухваленні рішення про проведення операції;
- уточнити діагностику у складних випадках захворювань;

– дасть можливість проводити первинний огляд в регіонах, де немає можливості провести повноцінне дослідження.

Керуючий партнер
Сімейної клініки «Амеда»



О.М. Авдєєв

«Затверджую»

Директор КП «Київдорсервіс»
Черній В.Д.

АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи Чумаченко Олени Ілліви,
яка представлена на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук

Комісія у складі:

Голова – Начальник служби КП «Київдорсервіс»:
«Автоматизовані системи керування дорожнім рухом»

члени: Начальник відділу,
Провідний інженер

розглянувши дисертаційну роботу Чумаченко О.І., прийшла до висновку, що у результаті виконання робіт по створенню програмного комплексу автоматизованої системи управління дорожнім рухом були використані наступні положення дисертації, а саме:

- структура автоматизованої системи управління дорожнім рухом;
- синтез системи координації роботи мережі перехресть за допомогою штучних нейронних мереж;
- структурно-параметричний синтез нейронних мереж верхнього рівня координації роботи перехресть;
- адаптивні стратегії управління;
- програмне забезпечення системи управління дорожнім рухом.

Використання даних положень дисертаційної роботи дозволило:

- скоротити витрати часу транспортних засобів при перетинанні перехресть;
- підвищити середню швидкість руху транспортних засобів у часи пік при русі по місту;
- покращити екологічну ситуацію у місті за рахунок зменшення викидів шкідливих речовин під час перебування транспортних засобів у «пробках».

Голова комісії –
Начальник служби КП «Київдорсервіс»:
Автоматизовані системи керування
дорожнім рухом

Полішко С.А.

Члени комісії:

Начальник відділу

А.А. Войцехівський

Провідний інженер

В.О. Ткаченко

Вих. № 46/12
від 02.01.2012 р.

«Затверджую»
Генеральний директор
ТОВ «Науково-технічний центр
«Охоронні системи»
Яценков С.О.

АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи Чумаченко Олени Іллівни,
яка представлена на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук

Комісія у складі:

- голова – технічний директор «НТЦ «Охоронні системи»,
кандидат технічних наук – Назаренко Г.С.,
члени: науковий співробітник – Рябоконь М.О.,
науковий співробітник – Золотуха В.І.,

розглянувши дисертаційну роботу Чумаченко О.І., прийшла до висновку, що у результаті виконання робіт по створенню програмного комплексу інформаційної системи пожежного спостереження (ІСПС) Міністерства з надзвичайних ситуацій України в 2010 – 2011 р.р. були використані наступні положення дисертації, а саме:

- структура інформаційної системи пожежного спостереження;
- алгоритмічне та програмне забезпечення нейромережі, яка використовується для інтелектуальної підтримки прийняття рішень в ІСПС.

Використання даних положень дисертаційної роботи дозволило:

- скоротити витрати часу при обробці сповіщень;
- скоротити витрати при гасінні пожеж за рахунок оптимального вибору сил та засобів гасіння, маршруту руху до місця пожежі.

Голова комісії –
технічний директор
ТОВ «НТЦ «Охоронні системи»,
кандидат технічних наук

Назаренко Г.С.

Члени комісії:
науковий співробітник

Рябоконь М.О.

науковий співробітник

Золотуха В.І.